



## 저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

工學博士 學位論文

# 다변량 통계분석을 이용한 지반구조물의 이상거동 평가

Evaluation of Abnormal Behavior of Geotechnical Structure  
Using Multivariate Statistical Analysis



指導教授 金 泰 亨

2011年 2月

韓國海洋大學校 大學院

土木環境工學科

鄭 守 廷

工學博士 學位論文

# 다변량 통계분석을 이용한 지반구조물의 이상거동 평가

Evaluation of Abnormal Behavior of Geotechnical Structure  
Using Multivariate Statistical Analysis



2011年 2月

韓國海洋大學校 大學院

土木環境工學科

鄭 守 廷

本 論文을 鄭守廷의 工學博士 學位論文으로 認准함.

委員長 劉 炳 玉 (印)

委 員 韓 希 銖 (印)

委 員 金 允 泰 (印)

委 員 許 泰 榮 (印)

委 員 金 泰 亨 (印)



2011年 2月

韓國海洋大學校 大學院



# 목 차

목 차 .....	i
LIST OF TABLES .....	iii
LIST OF FIGURES .....	iv
ABSTRACT .....	vii
제 1 장 서 론 .....	1
1.1 연구 배경 및 필요성 .....	1
1.2 연구 목적 .....	2
1.3 내용 및 범위 .....	3
제 2 장 유지관리기준 및 데이터 분석기법 .....	5
2.1 사면계측시스템의 구성 및 운용 현황 .....	5
2.2 유지관리기준 및 데이터 분석기법 .....	25
2.3 기존 관리기준 및 분석기법의 문제점 .....	32
제 3 장 이론적 고찰 .....	34
3.1. 데이터 기반의 다변량 통계적 모델링 구축(Multivariate statistical modeling using data-driven method) .....	36
3.2 이상 검지를 위한 다변량 통계적인 공정관리 기법(Multivariate statistical process control for fault detection) .....	40

제 4 장 데이터분석 절차 및 방법 .....	44
4.1 데이터분석 조건 및 절차 .....	44
4.2 해석모델 데이터 범위 설정 .....	47
4.3 단면을 고려한 데이터 수정 .....	52
4.4 분석알고리즘 개발 .....	56
제 5 장 현장적용 및 결과분석 .....	60
5.1 지질 및 계측기 설치현황 .....	60
5.2 붕괴특성 및 규모 .....	64
5.3 데이터 분석 .....	70
5.4 결과분석 .....	107
제 6 장 결론 및 제언 .....	110
6.1 결  론 .....	110
6.2 제  언 .....	112
참고문헌 .....	113
부    록 .....	118
I. B 사면 .....	119
II. C 사면 .....	138
III. D 사면 .....	156
IV. E 사면 .....	174
감사의 글 .....	190

# LIST OF TABLES

Table 1.1 Contents & scope of study .....	4
Table 2.1 Types of slope collapse & measuring sensors arrangement .....	6
Table 2.2 Field measurement public works research institute (field with GPS) .....	13
Table 2.3 Field measurement public works research institute (field with fiber sensor) .....	14
Table 2.4 Management criteria by Express Highway Research Foundation of Japan .....	26
Table 2.5 Proposed mathematical models .....	29
Table 2.6 Rainfall criteria for landslide alert .....	31
Table 5.1 Sensors composing by each section (A slope) .....	61
Table 5.2 Sensors composing by each section (B slope) .....	61
Table 5.3 Sensors composing by each section (C slope) .....	63
Table 5.4 Sensors composing by each section (D slope) .....	63
Table 5.5 Sensors composing by each section (E slope) .....	64
Table 5.6 Eigenvalues of the components(A slope) - 2005. 7. 1 .....	79
Table 5.7 Analysis results summary - collapse days of slopes respectively ...	109

# LIST OF FIGURES

Fig. 2.1 Plane sliding .....	7
Fig. 2.2 Wedge failure .....	8
Fig. 2.3 Circular slip .....	9
Fig. 2.4 Toppling failure .....	10
Fig. 2.5 Fall of rock .....	11
Fig. 2.6 management center of dangerous slope (Niigata) .....	12
Fig. 2.7 GPS automatic measuring system in the test bed (Miyazaki) .....	13
Fig. 2.8 Diagram of LD system .....	14
Fig. 2.9 System diagram using FBG sensor .....	15
Fig. 2.10 Slope information system in HongKong .....	16
Fig. 2.11 Cliff placed Weigh island in England .....	18
Fig. 2.12 Real-time system monitoring landslide (USGS) .....	19
Fig. 2.13 Home page of automatic measuring system .....	20
Fig. 2.14 Data result by monitoring system .....	21
Fig. 2.15 Real-time monitoring system (KICT) .....	22
Fig. 2.16 Rainfall alert system for disaster prevention of Railway Lines .....	23
Fig. 2.17 Monitoring system for large cut slope .....	24
Fig. 2.18 Diagram of real-time monitoring .....	25
Fig. 2.19 Sketch map of slope movement process(Fukuzono, 1990) .....	27
Fig. 2.20 Distribution chart & Control chart .....	30
Fig. 3.1 Problems with using univariate control charts per one variable (Kourti & MacGregor, 1995) .....	35
Fig. 3.2 Fundamental concept of Principal component analysis .....	38
Fig. 3.3 Decomposition of X into a process subspace and a noise subspace, ..	39
Fig. 3.4 Geometrical interpretation of PCA with the concept of SPE and T2 measures, respectively .....	41
Fig. 4.1 Data analysis flow chart .....	45
Fig. 4.2 Data analysis condition and procedure .....	46
Fig. 4.3 Establishment and update process of analysis models .....	51
Fig. 4.4 Boring for installation of pole .....	53

Fig. 4.5 Connection between sensor & wire .....	53
Fig. 4.6 Completion of tension wire sensor installation .....	54
Fig. 4.7 Effect of between sensors in common section .....	55
Fig. 4.8 Algorithm for principal component analysis .....	57
Fig. 4.9 Algorithm for T2-statistic and Q-statistic calculation .....	57
Fig. 4.10 Algorithm for confidence limits of T2-statistic and Q-statistic .....	58
Fig. 4.11 Algorithm for T2-statistic and Q-statistic calculation of new data ..	59
Fig. 5.1 Installation positions of sensors (A slope) .....	60
Fig. 5.2 Installation positions of sensors (B slope) .....	61
Fig. 5.3 Installation positions of sensors (C slope) .....	62
Fig. 5.4 Installation positions of sensors (D slope) .....	63
Fig. 5.5 Installation positions of sensors (E slope) .....	64
Fig. 5.6 Pictures of slope failure and collapses of section II (A slope) .....	65
Fig. 5.7 Failure in section IV .....	66
Fig. 5.8 Failure in section V .....	66
Fig. 5.9 Ditch crack .....	66
Fig. 5.10 Soil loss of left slope .....	67
Fig. 5.11 Upper ditch in on the left side .....	67
Fig. 5.12 Grading construction .....	68
Fig. 5.13 Tree-planting soil in surface .....	68
Fig. 5.14 Small failure of sensor 13 area .....	68
Fig. 5.15 Sensor reinstallment (moving to the upper area) .....	69
Fig. 5.16 Collapse hazard rock .....	69
Fig. 5.17 Crack of sensor 12 area .....	70
Fig. 5.18 Slope grading & complete of earth anchor construction .....	70
Fig. 5.19 Accumulative displacement by date (A slope) .....	71
Fig. 5.20 Dates for exceeding confidence limits in $T^2$ -statistic (A slope) .....	74
Fig. 5.21 Dates for exceeding confidence limits in $Q$ -statistic (A slope) .....	77
Fig. 5.22 Eigenvectors of principal components in accumulative data analysis model - A slope, 2005. 7. 1 .....	82
Fig. 5.23 Eigenvectors of principal components in 25 data analysis model .....	83
Fig. 5.24 Eigenvectors of principal components in 90 days analysis model .....	84
Fig. 5.25 $T^2$ -statistic with 95.0, 99.0, 99.9% confidence limits - A slope, 2005. 7. 1 .....	87
Fig. 5.26 $Q$ -statistic with 95.0, 99.0, 99.9% confidence limits - A slope, 2005. 7. 1 .....	90

Fig. 5.27 Results of univariate analysis and multivariate analysis	
- A slope, 2005. 7. 1 .....	92
Fig. 5.28 Accumulative displacement by date (B slope) .....	93
Fig. 5.29 Results of univariate analysis and multivariate analysis	
- B slope, 2006. 7. 10 .....	97
Fig. 5.30 Accumulative displacement by Data (C slope) .....	98
Fig. 5.31 Results of univariate analysis and multivariate analysis	
- C slope, 2004. 7. 27 .....	100
Fig. 5.32 Accumulative displacement by Date (D slope) .....	101
Fig. 5.33 Results of univariate analysis and multivariate analysis	
- D slope, 2007. 9. 20 .....	104
Fig. 5.34 Accumulative displacement by date (E slope) .....	105
Fig. 5.35 Results of univariate analysis and multivariate analysis	
- E slope, 2006. 5. 7 .....	107



# Evaluation of Abnormal Behavior of Geotechnical Structure Using Multivariate Statistical Analysis

by  
Soo Jung Jung

*Department of Civil and Environmental Engineering  
Graduate School of Korea Maritime University*

## ABSTRACT

In the geotechnical structures, collapse or failure time can not predict exactly. Because there involve many difficult things such as nonlinear behavior of soil, difficulty of field representation in the laboratory and technical limits of various investigations and experiments. Therefore monitoring system using instruments is installed after construction. This monitoring system provides information about damage and abnormal event of structure before collapse or failure. To detect abnormal event is difficult in the measured data because of nonlinear time dependency and seasonal effects, which affect the data. Therefore a unique approach cannot be defined to model movement of geotechnical structures. As technology becomes more and more advanced, measuring instruments are highly diversified and intelligent. However, there are alert thresholds of only some kinds of gauges. In addition, data measured from each gauge have analyzed by univariate statistical method despite installing gauges in the same structure. The monitoring

using univariate analysis does not take into account that variables are not independent of each other and their correlation information can be important for understanding process behavior. Univariate statistical analysis does not function well for multivariable processes. In contrast, multivariate analysis takes advantage of the correlation information between data for multivariable processes.

This paper presents an evaluation and application of Multivariate Statistical Analysis(MSA). The MSA is used in order to understand the relationships between variables. This method can analyze together data measured from installed gauges in the same structure. The proposed method is a data-driven method that can separate unknown, statistically uncorrelated source processes from observed mixed processes. In the data-driven approaches, no physical assumptions of target systems are required. Instead, the "best" mathematical relationship is estimated for the given data sets measured from target structures. As a consequence, data-driven approaches are advantageous in modeling systems whose geomechanical properties are unknown or difficult to be measured. The proposed method can analyze data obtained from all kinds of gauges and between different kinds of gauges. In addition, analysis model is updated by moving the time-window in the real time monitoring system.

In this study, MSA is applied to slopes having collapse histories. The  $Q$ -statistic and the Hotelling  $T^2$ -statistic( $D$ -statistics) in Principal Component Analysis(PCA) are used. They can be monitored in order to detect abnormal events. The  $T^2$  index reflects a variation in the model subspace, whereas the  $Q$  index indicates a variation from the model subspace. Multivariate control charts based on  $T^2$  can be plotted based on the first  $N$  principal components. This control chart only detects variation in the plane of the first  $N$  principal components which are greater than what can be explained by the common-cause variations.



When a new type of special event occurs which is not present in the in-control data used to build the PCA model, the new observations move off the plane. This type of event can be detected by computing the  $Q$ -statistic of the residual for new observations.

The MSA is successfully tested for detection of an abnormal event.  $T^2$ -statistic and  $Q$ -statistic detect every collapsed events of slopes and abnormal symptoms before collapse. Results show that proposed method is robust technique for monitoring of structures.

This method is expected to be a useful tool for management and alarm systems of geotechnical structures. The proposed method is expected to be applied to various other infrastructures such as tunnel, bridge, retaining wall and dam during construction process and management.



# 제 1 장 서 론

## 1.1 연구 배경 및 필요성

일반적으로 지반구조물의 경우 흙의 비선형적인 거동특성, 실험실에서의 현장상황 재현에 따른 제약, 각종 조사 및 실험방법상의 기술적 한계성 등으로 인하여 붕괴를 사전에 감지하여 대처하기는 어렵다. 따라서 완공 후 사용기간 중에 각종 영향으로 인해 발생하는 구조물의 거동을 측정하여 설계시의 불확실성 확인 및 안정성 평가 등의 안전관리 기본자료를 취득하고, 손상 및 이상징후에 대한 정보를 조기에 제공함으로써 그에 따른 대책을 세우기 위해 계측을 이용한 모니터링시스템이 설치된다(한국시설안전공단, 2004). 우리나라에서는 모니터링시스템의 초기 구축비용에 대한 부담때문에 전반적인 위험도가 높거나 또는 위험요인 제거를 위한 보호·보강공법의 적용에 제한이 있는 구조물의 경우에 우선적으로 설치하였다.

최근 IT(Information Technology) 관련 선진국인 국내특성과 국민인식변화로 인해 다양한 첨단 계측기기 및 모니터링시스템과 관련된 연구가 활성화되고 있다. 그러나 광섬유센서, GPS 등과 같은 지능형센서 개발 및 센서네트워크·통신 등에 대한 연구가 주 축을 이루고 있다. 실질적인 모니터링시스템의 목적인 이상징후(abnormal events) 감지를 위한 계측데이터의 분석 및 유지관리기준은 센서 각각의 데이터 절대치를 기준으로 판단하는 전통적 방식을 탈피하지 못하고 있는 실정이다. 측정데이터의 분석기술 부족으로 인해, 이와 같은 일괄적인 기준으로 지반구조물의 상태평가를 실시할 경우 시설물 관리에 있어서 관리주체가 알아야 할 다양한 이상징후를 감지할 수 없게 된다. 시설물 관리주체는 대상 시설물의 노후화와 같은 구조적 변화 및 지진, 태풍, 충돌사고와 같은 비정상적인 하중 및 환경변화 뿐만 아니라 센서 오작동 및 네트워크 통신 이상 등과 같은 여러가지 문제를 감지하여야 한다. 그러나 이와 같이 다양한 원인과 결과로 나타나는 이상징후를 하나의 일관된 기준이나 수학적 모델로서 해석하는 것은 어려운 일이다. 따라서 고가의 모니터링시스템을 구축했음에도 불구하고 구조물의 이상여부판단은 기술자의 주관적인 결정에 의존하고 있다. 이와 같은 문제점을 해결하고 효율적인 지반구조물의 유지관리를 수행하기 위해 객관적이고 일반화된 기준에 의한 붕괴위험지역의 체계적 관리와 정량적이고 과학적인 지반구조물의 상태판단 및 분석기법의 개발이 시급하다.

## 1.2 연구목적

본 연구에서는 지반구조물의 계측데이터 분석 및 이상징후 감지를 위해 데이터기반(data-driven) 해석방법인 다변량 통계분석(Multivariate Statistical Analysis)을 적용하고자 한다. 데이터기반방법의 경우 해당시스템에 대한 모델링시 물리적 가정이 사용되지 않는 대신 해당시스템에서 계측된 입출력 데이터 사이에 숨겨진 최상의 통계적 관계를 찾는 것에 중점을 둔다. 지반구조물의 계측데이터를 일정한 물리적 모델을 통해 해석하고자 한다면 흙의 불확실성과 입상체의 거동특성을 단순화하는 여러 가지 토질역학적 가정에 기초하여 결정해야 할 뿐만 아니라 환경적 요인에 의한 변형을 구분하여 추출하기 어렵다. 따라서 토질특성을 명확히 정의내릴 수 없거나 측정하기 어려운 경우 최소한의 가정 하에서 개발된 통계적 방법인 데이터기반 방법을 이용하여 계측데이터를 분석하고 상태판정기법을 개발함으로써, 가정이 만족되지 않음으로서 생기는 오류를 줄이고자 한다.

다변량 통계분석의 경우 다양한 지반구조물과 센서의 종류에 무관하게 범용적으로 적용 가능할 뿐만 아니라 온도, 강우 등 복합적인 환경변화를 반영할 수 있으며 서로 다른 종류의 계측기 측정 데이터들 간에도 분석이 가능하다. 또한 각각의 대상 시설물에 따른 개별적 속성을 반영하여 평소와 상이한 이상징후를 감지할 수 있다. 다변량 통계분석은 기존에 각각의 센서를 개별적으로 분석하는 관리기준들과는 달리 동일한 시설물에 설치된 다수의 센서 측정값을 동시에 고려하여 이상징후를 감지한다. 상시 계측시스템의 경우 시스템 특성상 실시간으로 데이터가 측정되어 입력된다. 다변량 통계는 새로운 측정값이 실시간으로 입력될 때마다 그 측정값을 반영하여 갱신된 새로운 분석모델로 데이터의 이상여부 판단이 가능하다. 즉, 데이터가 새롭게 입력됨에 따라 분석모델 역시 매번 갱신하여 최신 모형으로 분석할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 데이터기반의 다변량 통계분석을 통해 계측데이터를 활용한 상태분석 및 이상징후 판정기법을 개발하고자 한다. 대표적인 지반구조물인 사면을 대상으로 데이터 분석 및 이상징후 판단을 실시하고 붕괴발생일과의 비교를 통해 본 연구에서 제시하고자 하는 기법의 적용성 및 타당성을 검증하고자 한다.

### 1.3 내용 및 범위

본 논문은 총 6장으로 구성되어 있다. 제1장에서는 다변량 통계분석방법인 주성분 분석을 이용한 사면의 데이터 분석 및 이상징후 평가기법의 필요성과 목적을 언급하였다. 제2장에서는 일반적인 사면의 붕괴형태에 따른 계측항목 및 국내외 상시계측시스템 운영사례를 소개하였다. 또한 현재 운용 중인 상시계측시스템에 사용되는 관리기준들과 기존에 제시된 데이터분석기법들을 소개하고 문제점을 정리하였다. 제3장에서는 주성분 분석기법의 정의 및 방법을 소개하였다. 그리고 사면의 이상징후를 감지하기 위해 산정되는  $T^2$ -통계량(가중스코어제곱합)과  $Q$ -통계량(잔차제곱합)의 산정방법에 대해 설명하였다. 제4장에서는 사면의 계측시스템을 통해 취득된 데이터를 이용하여 다변량 통계분석을 실시하는 구체적인 절차 및 과정을 설명하고 R program의 분석알고리즘을 제시하였다. 제5장에서는 실제 상시계측시스템이 설치 후 운용 중에 붕괴이력이 있었던 사면을 대상으로 다변량 통계분석을 적용하였다. 대상 현장의 붕괴 상황 및 일자와  $T^2$ -통계량 및  $Q$ -통계량이 관리한계값을 초과하여 이상징후를 나타낸 날짜와 비교·검토하여 다변량 통계분석의 신뢰성 및 현장 실효성을 검증하였다. 제6장에서는 본 연구에서 새롭게 제안한 다변량 통계분석의 현장 적용성 검토를 통해 얻어진 결론을 종합적으로 기술하고 제시한 기법을 활용할 수 있는 타 분야로의 적용방안들을 모색해 보았다

Table 1.1 Contents & scope of study

Chapters	Contents
제1장 서론	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 연구 배경 및 필요성</li> <li>• 연구목적</li> <li>• 연구내용 및 범위</li> </ul>
제2장 사면 계측시스템 구성 및 운용 현황	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 붕괴 형태에 따른 계측항목 및 장비</li> <li>• 국내 · 외 사면 상시계측시스템 운용현황</li> <li>• 유지관리기준 및 데이터 분석기법</li> <li>• 기존 관리기준 및 분석기법의 문제점</li> </ul>
제3장 이론적 고찰	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Principal Component Analysis (PCA)</li> <li>• Hotelling' s-Statistics</li> <li>• Q-Statistics</li> </ul>
제4장 분석절차 및 방법	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 다변량 통계분석의 수행 절차 및 방법</li> <li>• R program 분석 알고리즘</li> </ul>
제5장 현장적용 및 결과분석	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 붕괴이력이 있는 5개의 사면에 적용</li> <li>• 현장의 붕괴상황 및 붕괴일자 비교 · 검토</li> <li>• 다변량 통계분석의 신뢰성 및 현장 실효성 검증</li> </ul>
제6장 결론 및 제언	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 제안한 분석기법 적용을 통한 총체적인 결론 도출</li> <li>• 다변량 통계분석의 타 적용분야 및 확장 가능성 검토</li> </ul>

## 제 2 장 유지관리기준 및 데이터 분석기법

### 2.1 사면계측시스템의 구성 및 운용 현황

유지관리시의 사면계측은 시공시의 계측과 달리 장기적인 안정성 확인이 주목적이 된다. 따라서 사면계측은 사면의 붕괴에 이르는 전조현상인 초기 변형현상을 파악하고 이를 바탕으로 적절한 대책을 취하는데 따라 사면의 붕괴를 미연에 방지하거나 또는 붕괴에 의한 피해를 최소한으로 억제하는 것을 기본적인 목적으로서 실시한다. 따라서 현장계측을 실시하는 경우에는 구체적인 사면의 변형이나 붕괴형태를 정확히 예상한 다음, 예상되는 변형 및 붕괴형태를 감지할 수 있는 계측장비의 선정이나 배치, 계측의 방법, 관리기준의 결정 등이 중요하다.

사면의 변동 상황을 효과적으로 파악하기 위해서는 우선 사면의 변동블록을 파악해야 한다. 여기서 말하는 변동블록이란 일체가 되어 거동하는 집합을 의미한다. 예를 들면 인장 균열대, 중앙부 일체 균열대, 말단부 압축 붕괴대 등이 있다. 계측기기는 이러한 블록 1개에 대해 1기기 이상을 배치해야 하며, 또한 시공 시에 있어서 사면 어깨나 사면하부 등 특히 암괴가 불안정한 곳에 설치해야 한다.

계측기기의 배치는 사면의 손상 규모나 위험도를 판단하여 적절하게 한다. 일반적으로 변동블록별로 여러 종류의 계측기기를 수 개소에 배치하여 상호의 계측데이터를 체크·검토하며 계측을 실시해야 한다.

구체적인 계측기기의 배치에 위해서는 먼저 상세한 현지조사나 지질조사 등을 실시하여 변동블록과 붕괴의 형태를 추정한다. 다음으로 각각의 블록별로 사면의 주 변동 방향을 중심으로 축선을 설정하고 이 축선에 대해서 계측 항목 및 계측기기와 관련한 검토를 한 다음에 계기 배치 계획을 수립한다. 그 후 구체적인 설치위치, 배치 간격, 설치심도 등에 대해서 상세히 검토하고 최종적으로 결정한다.

다음은 사면의 붕괴형태별로 각종 계측기기 배치 대해 설명하였으며, 이를 바탕으로 사면의 대표적인 붕괴 형태와 계측기기의 선정 및 배치와 관련한 내용에 대하여 Table 2.1에 정리하여 기술하였다.

Table 2.1 Types of slope collapse & measuring sensors arrangement  
(Management manual of cut-slopes, 2004)

붕괴 형태	대상 지질	계측항목	계측기기 및 방법	계측상의 문제점	비고
평면 활동 붕괴	연암, 경암	①지표변위량 (수평, 수직성분) ②지중변위량 (활동면의 확인)	①지표면신축계 이동말뚝측량 소폭관측량 ②지중경사계 지중신축계 파이프변형계	활동면 위치나 머리부 텐션 크랙의 위치 예측이 사전에는 어렵고, 절취 후의 거동 계측밖에 안되나, 사전의 지질구조 조사나 절취 후의 절취사 면 상세관찰을 실시하는 것이 중요	필요하면 우설량계와 지하수위 관측 실시
쌓기 활동 붕괴	연암, 경암	①지표변위량 (수평, 수직성분) ②지중변위량 (활동면의 확인)	①지표면신축계 이동말뚝측량 소폭관측량 ②지중경사계 지중신축계 파이프변형계	활동 블록의 사전 결정이 어렵고, 계측 위치의 결정이 곤란하나, 사전의 지질구조 조사나 절취 후의 절취사면 상세 관찰을 충분히 실시하는 것이 중요	필요하면 우설량계와 지하수위 관측 실시
원호 활동 붕괴	토사, 연암, 경암	①지표변위량 (수평, 수직성분) ②지중변위량 (활동면의 확인)	①지표면신축계 이동말뚝측량 지반경사계 ②지중경사계 지중신축계 파이프변형계	활동 블록의 사전 결정이 어렵고, 계측 위치의 결정이 곤란하나, 사전 의 지질 구조 조사나 절취 후의 절 취사면 상세 관찰을 충분히 실시하 는 것이 중요	필요하면 우설량계와 지하수위 관측 실시
복합 활동 붕괴	토사, 연암, 경암, 암반 땅사태 풍화암 활동	①지표변위량 (수평, 수직성분) ②지중변위량 (활동면의 확인)	①지표면신축계 이동말뚝측량 지반경사계 ②지중경사계 지중신축계 파이프변형계	사전조사결과에서 지질 구조를 검 토하고 이동 블록의 범위를 예정하 여 계측을 실시. 소위 지활동 타입 의 형태로 조생형의 경우에는 지형 상에서의 예측은 곤란	필요하면 우설량계와 지하수위 관측 실시
전도 붕괴	연암, 경암	①지표변위량 (수평, 수직성분, 경사량) ②지중변위량 (활동면의 확인, 수평변위량)	①지표면신축계 광과측거법 ②지중경사계 지중변위계	전도와 낙석·붕락의 구별이 의외로 어렵고, 충분한 지질조사를 실시하 여 지질 구조를 파악. 계측 데이터 에서 사면의 안정 평가와 결부시키 는 것이 어려움	
응력 개방 에 의한 변상	토사, 연암, 경암	①지표면변위량 ②지중변위량	①광과측거법 ②지중수직변위계 지중경사계 파이프변형계	응력개방에 따른 지반 팽창(변상) 인가 활동이나 붕괴에 의한 변상인 가의 구별이 어려움. 응력개방에 의한 변상이 발생된 경우 이 경향이 사면의 안정성에 어떻게 관련되는가 또는 주변에 대한 안정성의 평가가 어려움	열수변질을 받은 바위로 점토광물을 함유하는 경우, 발생되는 경우가 많음
붕락 현상	연암, 경암	①낙석표면변위량 ②낙석검지 ③대책공계측	①광과측거법 ②낙석감지기 ③록볼트축력계 쑏크리트응력계	전조현상이 생긴 다음 붕락이 발생할 때까지의 시간이 짧음. 계측보다도 붕락 대책이 우선되는 경우가 많은 편이 며, 대책공의 거동 계측이 급후 필요	낙석감지기는 사후검지이며 예측되지 않음.



## (1) 평면파괴

중력적 작용에 의해 암괴가 평면활동을 일으키는 경우 일반적으로 암반의 굴착 전 단계에서는 평면활동의 균열위치 예측이 곤란하다. 따라서 평면 파괴에 대한 활동면을 예측하는 것이 매우 어렵다. 그러므로 굴착 후의 지표면조사 또는 시추조사 등에 따라 단층, 절리나 지층의 주향, 경사 등의 지질구조를 확인하여 활동면을 예상한 후 계측 기기의 배치를 고려해야 한다. 계측기기 배치와 관련된 기본적인 사항은 다음과 같다.

- 사면 변형량, 변형속도를 검측하기 위해 활동블록의 거의 중앙 부근에서 전반부 균열을 걸쳐서 이동방향에 따라 지표면 신축계를 설치한다. 활동면 경사가 급한 경우에는 수직 변위량이 커지며, 계측 최대량에 이르기 전에 신축계의 선이 보호 파이프에 접촉되어 계측이 불가능하므로 주의가 필요하다.
- 활동면 위치 검지를 위해 지중 경사계 혹은 파이프 변형계를 설치한다.
- 간편한 변위량의 측정을 위해서나 또는 신축계 이상 시에 대체 계측수단으로서 전반부 균열을 걸치는 말뚝을 설치하여, 수평·수직 변위를 조사하는 이동 말뚝 측량을 실시하는 경우도 있다.

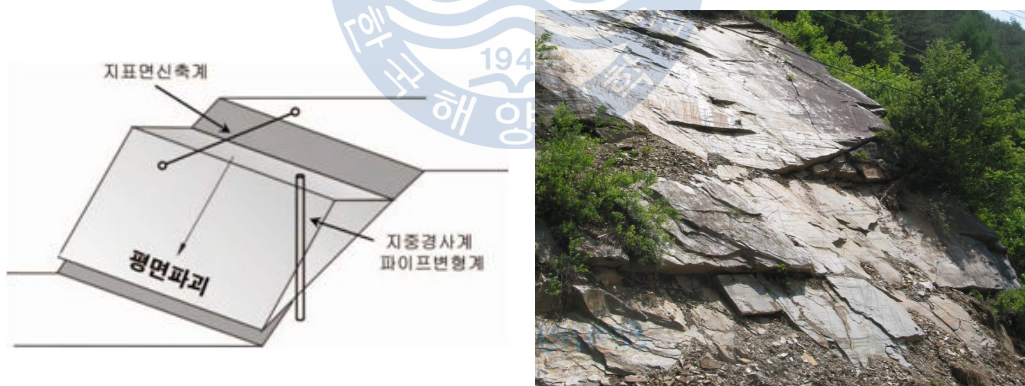


Fig. 2.1 Plane sliding



## (2) 켜기파괴

켜기파괴는 2조의 불연속면 조합에 의해 발생하는 파괴 형태로, 일반적으로 암반사면에서 가장 빈번히 발생할 수 있는 붕괴형태이다. 활동면과 또 하나의 면(단층이나 연속된 균열, 연약면 등)의 조합으로 사면붕괴가 지배되므로 활동 블록을 사전에 예측하는 것은 매우 어렵다. 계측기기 배치의 기본 개념은 평면파괴와 동일하지만 이동 말뚝의 설치는 계측 주축선(중단축선)에 대해서 직각의 횡단 방향으로 하여 일렬로 늘어놓는 배치로 하는 편이 이동현상을 검지하기 용이하다.

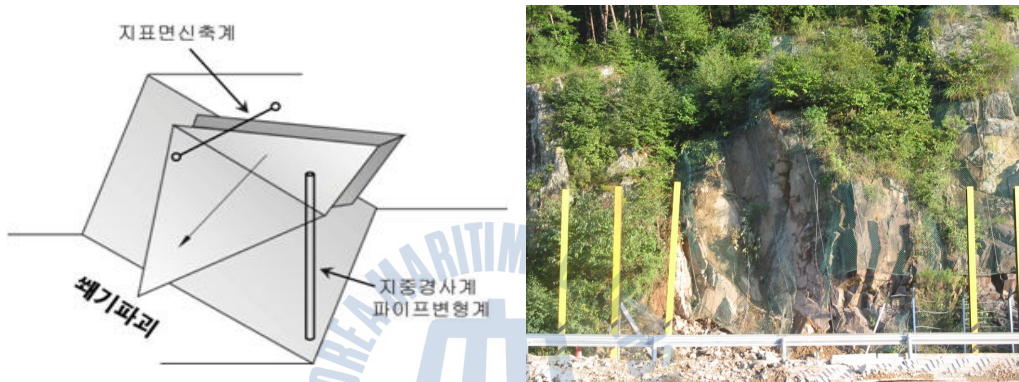


Fig. 2.2 Wedge failure

## (3) 원호파괴

원호파괴 형태에 있어서 계측기기 배치의 기본은 평면파괴와 거의 동일하나 원호파괴의 경우에는 전반부 지표면이 활동의 진행에 따라 회전운동이 생기기 때문에 이 회전변위를 계측하는 지반 경사계를 이동 암괴 전반부나 부동점에 적어도 수 개소에 배치하는 것이 필요하다.

지반경사계는 파괴 예상지역 내의 인장부, 중앙부, 압축부에 각각 1~2기기를 설치하는 것이 적절하다. 지반경사계는 회전각(경사변동량)의 변화를 측정하는 장비로서 사면의 파괴가 회전이 생기는 형태, 즉 원호파괴 혹은 원호를 포함한 복합 파괴가 아닐 경우에는 변위를 검지하기가 매우 어렵다. 또한 경사 변동 데이터의 누적성이 인정되지 않고 변동 방향과 사면 최대 경사방향이 일치되지 않는 경우에도 표층토의 전도와 같은 이동 현상이 고려되므로 지중 경사계와 같은 다른 계측기기의 계측 데이터와의 종합적인 검토를 실시하여 판정 한다.

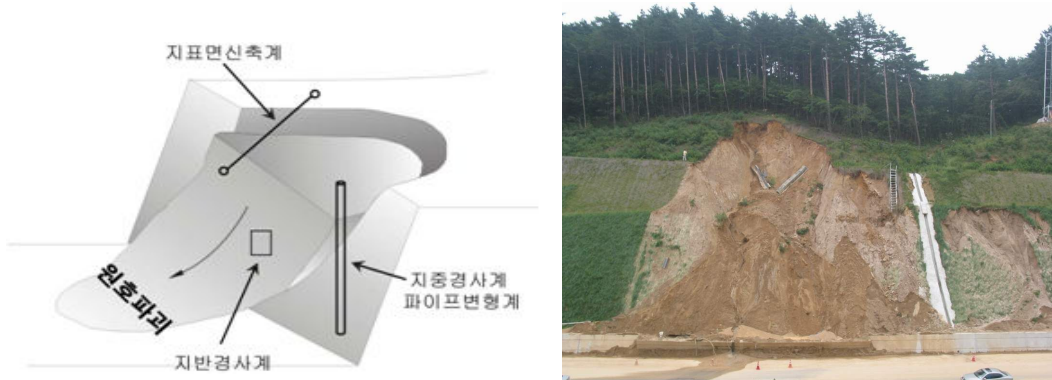


Fig. 2.3 Circular slip

#### (4) 복합파괴

복합파괴는 산사태형의 붕괴 형태로서 비교적 대규모로 발생하며 이동속도는 기타 암반의 파괴형태와 비교하여 완만하다.

계측기기 배치의 기본은 원호파괴와 거의 동일하나 활동 범위가 넓은 경향이므로 계측 축선 및 계측기기의 배치는 그 확산을 고려하여 설정한다. 특히 암반활동으로 생각되는 파괴형태의 경우에는 그 규모가 상당한 광범위에 걸치기 때문에 산사태 현상으로서는 계측기기의 배치를 계획하여 설치해야 한다.

#### (5) 전도파괴

전도파괴는 암석 블록들이 어떤 기준점 혹은 기준축을 중심으로 하여 중력에 의해 회전하면서 사면의 붕괴를 발생시키는 유형이다. 전도파괴의 경우에는 사면굴착 중의 계측이 불가능하며, 전도파괴로 판단되는 사면에 있어서 고려되는 계측항목과 계측기기의 배치는 다음과 같다.

- 전도에 의한 전반부 변위량을 신축계로 계측한다.
- 전반부 경사변위량을 지반경사계로 계측한다.
- 전도부 전체 활동 부분의 계측을 위해 지중 경사계를 축선상에서 예상되는 활동면 아래까지 삽입하여 계측한다.

- 사면에 말뚝을 타설하여 이것에 목표물을 설치하여 반대측에서 광파측량을 실시하는 방법도 있다.

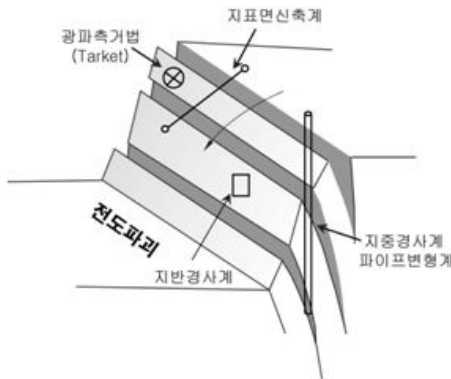


Fig. 2.4 Toppling failure

#### (6) 좌굴에 의한 파괴

좌굴에 의한 파괴는 주상·판상 절리가 발달된 경암지반의 급경사 사면에서 주로 발생되며 암체가 배면의 암체에서 진행성 박리를 생성하여 급격하게 붕괴된다. 따라서 사면 내에서 계측기기의 설치 및 계측작업이 위험하고 곤란하기 때문에 원격지에서의 계측 혹은 자동 계측을 실시한다. 일반적으로 좌굴에 의한 파괴형태의 계측 방법은 다음과 같다.

- 진행성 박리를 따라 생긴 배면공 등의 변상을 검출하기 위해 사면 전방에 열적외선 영상법 등을 이용한 촬영 조사를 수행한다. 사면에 시공된 숏크리트의 배면 공동이나 좌굴에 의한 파괴시 좌굴 암체 배면의 균열 검지 등 손상 개소 검출에 가능성이 있다.
- 좌굴 현상은 일종의 암체 축방향 하중에 의한 좌굴 휨 파괴이므로 휨 응력에 의한 사면 방향의 수평방향 변위로 발생되는 경우가 예상되므로 사면에 지중 수평 변위계를 설치하여 변위를 자동 계측한다.
- 파괴에 의해 위험이 예상되는 경우에는 록볼트 등의 대책공법을 선행하면서 계측 관리를 하는 방법도 있다.

## (7) 붕락현상

붕락현상은 연직에 가까운 사면의 일부가 낙하하거나 굴러서 아래로 떨어지는 현상을 말하며 많은 균열, 층리, 절리 등이 발달된 급경사의 사면에 발생하는 경우가 많다. 붕락현상이 예상되는 경우 대책공법을 실시한 후 다음과 같은 계측을 실시한다.

- 균열이 많은 붕락사면의 경우에는 슛크리트 또는 록볼트를 단독 혹은 조합으로서 시공하여 록볼트 축력계 및 슛크리트 변위계에 의한 계측을 한다. 또한 대책공법으로 낙석방지망, 낙석감지기를 설치한다.
- 사면 전반부의 변위량을 신축계에 따라 계측한다.

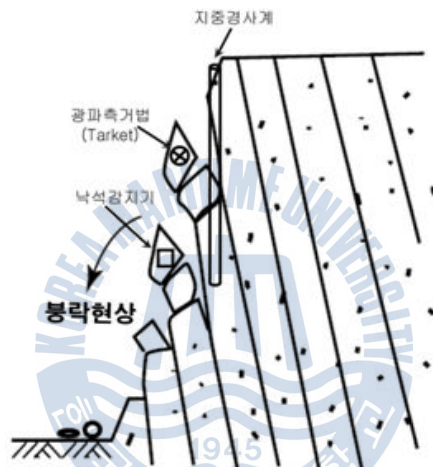


Fig. 2.5 Fall of rock

### 2.1.2 국내·외 사면계측시스템 운용 현황

#### (1) 일본

1996년과 1997년에 홋카이도 섬의 서해안을 따라 일련의 낙반 재해가 발생한 후 일본의 건설성 토목연구소는 낙반의 예지를 위해 암반사면의 감시시스템을 개발하기 시작했으며, 1998년 이래 13곳의 현장에서 암반사면의 계측을 수행하였다(Monma et al., 2000). 암반사면 감시시스템에 포함된 계측기들은 ①지표면 신축계(tension wire sensor), ②지표 경사계(tiltmeter), ③지표균열변위계(surface crack displacement meter), ④지중균열변위계(underground crack displacement meter), ⑤지중경사계

(underground inclinometer), ⑥AE(Acoustic Emission) 센서, ⑦온도계(thermometer), ⑧우량계(raingauge)이다.

이외에 일부 현장에는 간극 수압계, 낙석감지 센서, 풍향 측정기(anemoscope), 풍속계(anemometer), 지진계 등이 추가로 설치되었다. 또한 일부 현장에서는 전자거리측정장치(EDM)와 디지털 카메라를 이용해 특정 타겟을 측정하는 방법도 실시되었다. 이들 계측시스템의 센서 중에서 낙반 예지에 특히 효과적인 것은 지표면 신축계와 지표 균열변위계로서 이들로부터 측정된 변위속도의 가속화 현상으로부터 낙반을 예지할 수 있는 것으로 보고되고 있다.

이와는 별도로 일본에서는 산사태 발생을 예측하기 위한 센서와 산사태 발생을 감지하기 위한 센서로 구성된 산사태 감시시스템을 개발하고 있다(砂防 정보통신기술연구회, 2000). 산사태 발생 예측을 위한 센서로는 우량계, 지하수위계, 경사계, 신축계 등이 사용되며, 그 중에서도 특히 우량계가 가장 많이 쓰이고 있다. 우량계는 산사태 유형 중에서 토석류를 대상으로 사용되며, 지하수위계, 경사계, 신축계는 사면붕괴를 대상으로 사용되고 있다. 최근에는 광섬유센서를 이용한 현장계측도 많이 적용하고 있는 실정이다.

산사태 발생 감지를 위한 센서로는 와이어 센서, 진동센서, 음향센서 등이 사용되며, 상황감시에는 감시카메라를 이용한다. 와이어 센서는 산사태 발생을 직접 감지하며, 진동센서나 음향센서는 산사태 발생의 전조현상을 파악하는데 이용된다. 현장에서 수집된 정보는 무선, 전화선, 위성회선, 광섬유회선 등을 통해 감시국이라고 할 수 있는 지역을 관할하는 행정기관으로 전송된다. 감시국에서는 수집된 정보를 처리하고 판정하여 피난권고 등을 발령한다.



Fig. 2.6 Management center of dangerous slope (Niigata)



Table 2.2 Field measurement public works research institute (field with GPS)

현장명	담당사무소	개요 및 특징
220號線 日南市	宮崎工事	<ul style="list-style-type: none"> <li>· 절토사면 붕괴 예상</li> <li>· 쇼크리트(Shotcrete)로 사면 보호공법을 시공한 상태</li> <li>· 총 4개의 GPS 운용 시스템</li> </ul>

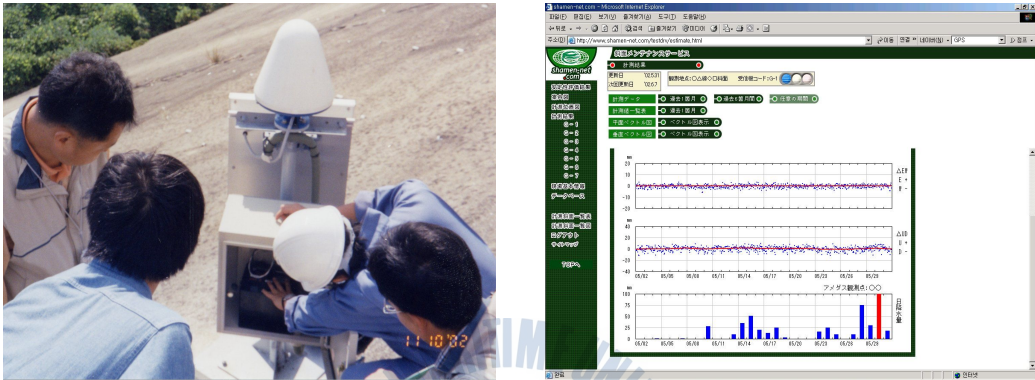


Fig. 2.7 GPS automatic measuring system in the test bed (Miyazaki)

일본에서는 최근 GPS를 이용하여 절토사면의 지반변위를 측정하는 연구를 활발히 진행하고 있으며 미야자키 현에서 연구용으로 설치하여 운용 중에 있다(Table 2.2 및 Fig. 2.7 참조). 또한 광섬유 케이블을 이용한 단락감지용 센서인 광섬유 케이블을 절토사면에 설치하고 지표면의 변위 발생시 이동에 따라 각 채널에서 단락 또는 감쇄 정보를 수집하여 경고 신호로 발송할 수 있는 시스템도 시범운용하고 있다(Table 2.3 참조). Fig. 2.8은 일본 국도 220호선 日南市에 적용된 센서시스템으로 절토사면 대규모 변위 발생에 따른 광섬유의 단락여부 또는 감쇄를 감지 할 수 있다. 대규모 변위발생이 예상되는 지점은 설치시 단락을 유도하기 위해 이동말뚝 및 범면에 직접 고정하며 암반의 미세 거동 예상 구간은 감쇄를 유도하기 위해 고리모양으로 설치한다. 커넥터를 이용해 LD(Light Diode)시스템에 연결하여 경고 발생시 위치확인을 위해 OTDR(Optical Time Domain Reflectometry)에 접속하여 확인할 수 있다.

Fig. 2.9에 나타낸 FBG(Fiber Bragg Grating)센서를 이용한 시스템의 경우 절토사면 내 암반의 미세거동까지 정밀한 측정(분해능 : 1마이크로 스트레인)이 요구될 때 사용한다. 한 line에 10~20개 정도의 센서를 직렬로 배열하여 시스템에 연결하고 Optical Switch를 사용하면 시스템 하나로 200~300개의 센서를 측정할 수 있다. 현

재 일본 福島縣과 山梨縣에 설치하여 운용 중에 있다.

B-OTDR(Brillouin-OTDR) 센서를 이용한 계측시스템은 유도 브릴루앙 산란(Stimulated Brillouin Scattering)의 이론을 활용한 방식이다. 광섬유 내부의 광 산란과 도플러 효과를 이용하여 주파수를 측정하고 변위량과 발생위치를 파악할 수 있는 센서를 적용한 것이다. 측정거리가 긴 구간(80km 정도)에 사용가능하며 장거리에 걸쳐 수많은 지점을 동시에 측정 가능하다. 따라서 정밀 계측보다는 사면의 거동 및 장시간에 걸쳐 변이가 발생하는 대상물에 적용하고자 개발되었으며 일본 福島縣에 설치하여 시범운용 중에 있다.

Table 2.3 Field measurement public works research institute (field with optical fiber sensor)

No.	현장명	담당 사무소	개요 및 특징
1	49호선 福島縣	盤城國道	<ul style="list-style-type: none"> <li>느슨한 마사토의 붕괴성 사면</li> <li>광섬유(FBG방식)센서에 의한 지표면 변위, 지중변형, 지하수위, 강우량, 온도를 계측</li> </ul>
2	19號線 長野縣	長野國道	<ul style="list-style-type: none"> <li>붕괴토에 의한 함수량이 많은 균질한 사면</li> <li>갱구부근 옹벽에도 약간의 변형 관찰 가능</li> <li>브릴루앙 후방산란광 검출로부터 지표면변위, 지중변형을 계측</li> </ul>
3	52號線 山梨縣	甲府工事	<ul style="list-style-type: none"> <li>이암의 급격한 절벽이나 붕괴토가 퇴적하고 있는 붕괴지</li> <li>1998년 9월의 집중호우에 의한 대규모 피해 발생 지역</li> <li>광섬유(FBG방식)센서로부터 지표면 변위, 지하수위를 계측</li> </ul>
4	42號線 和歌山縣	紀南工事	<ul style="list-style-type: none"> <li>이암, 사암, 호층암반의 사면경사와 동일한 경사를 가지는 솟크리트 설치 사면(노후화)</li> <li>수평크랙, 측구의 변형 관찰 가능</li> <li>브릴루앙 후방산란광 검출로부터 지표면변위, 균열변위, 흠착 표면부 온도 계측</li> </ul>
5	28號線 兵庫縣	兵庫國道	<ul style="list-style-type: none"> <li>하부에 두꺼운 붕적 퇴적물을 동반하고 풍화화강암의 붕괴성 급경사사면</li> <li>97년 이후 2번의 붕괴이력이 있고, 옹벽시공만 되어 있음</li> <li>브릴루앙 후방산란광의 검출로부터 지표면변위 위치와량을 계측</li> </ul>
6	220號線 日南市	宮崎工事	<ul style="list-style-type: none"> <li>붕적표의 표층붕괴와 상부사암의 낙석 예상</li> <li>연속하는 구간에 붕괴 이력 다수</li> <li>투과광의 검출로부터 지표면변위(표층붕괴부, 암석붕괴부)의 위치와량을 측정</li> </ul>

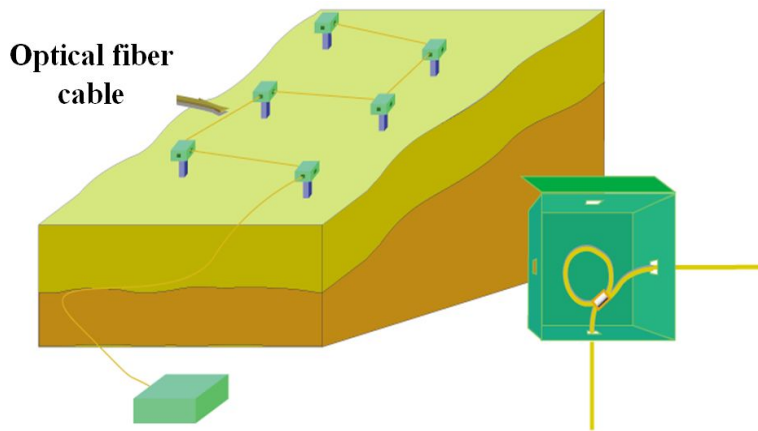


Fig. 2.8 Diagram of LD system

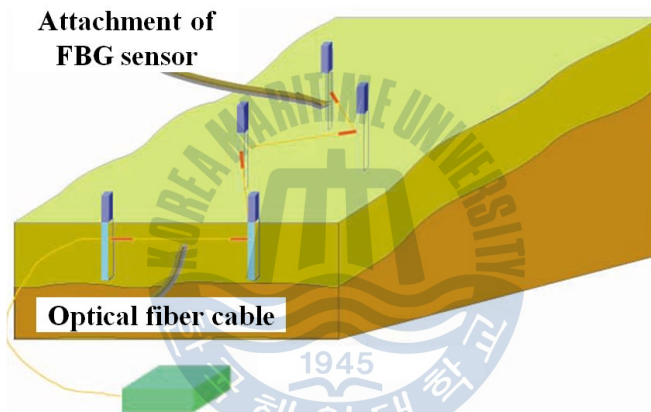


Fig. 2.9 System diagram using FBG sensor

## (2) 홍콩

홍콩은 간척지를 제외한 대부분이 급경사지로 된 지형조건 때문에 급격한 도시화로 인한 수많은 절토사면이 형성되었다(Hencher, 1998). 또한 심하게 풍화된 화강암과 유문암질 응회암으로 주로 지질이 구성되어 있다. 홍콩의 경우 우리나라와 유사하게 연강우량의 대부분이 하절기에 집중하는 강우특성을 갖고 있어서 사면의 붕괴가 자주 발생하며 그로 인해 막대한 인명 및 재산의 피해를 입어 왔다(GCO, 1984).

대부분의 산사태가 5월에서 8월 사이에 발생하는 집중호우와 거의 동시에 또는 직후에 발생하기 때문에 홍콩의 GEO(Geotechnical Engineering Office)에서는 1963년부터



터 1982년까지 20년간 수집된 산사태-강우 자료를 이용하여 자동우량계 시스템 (automatic rainuange system)을 이용한 산사태 경보시스템(landslide warning system)을 개발하였다. 이 연구에 의하면, 24시간 강우량이 100mm 미만일 때에는 산사태가 별로 발생하지 않았으나, 174mm를 초과하면 상당히 많은 수의 산사태가 발생하는 경우가 많았다(Brand et al., 1984). 홍콩 전역에는 총 69개의 자동강우량계가 설치되어 있으며 산사태 경보시스템은 5분 간격으로 강우량을 측정하여 전화선을 통해 중앙통제소의 마이크로컴퓨터에 전송한다. 이 때 비상상황 발생시 팩시밀리와 라디오 및 TV와 같은 방송매체를 통하여 정부기관과 시민들에게 실시간으로 통보한다. 또한 홍콩은 Slope information system을 개발하여 사면위치, 관리현황, 교육자료, 홍보자료, 비상시 대 피요령 등에 대해 대국민 서비스를 진행하고 있다.

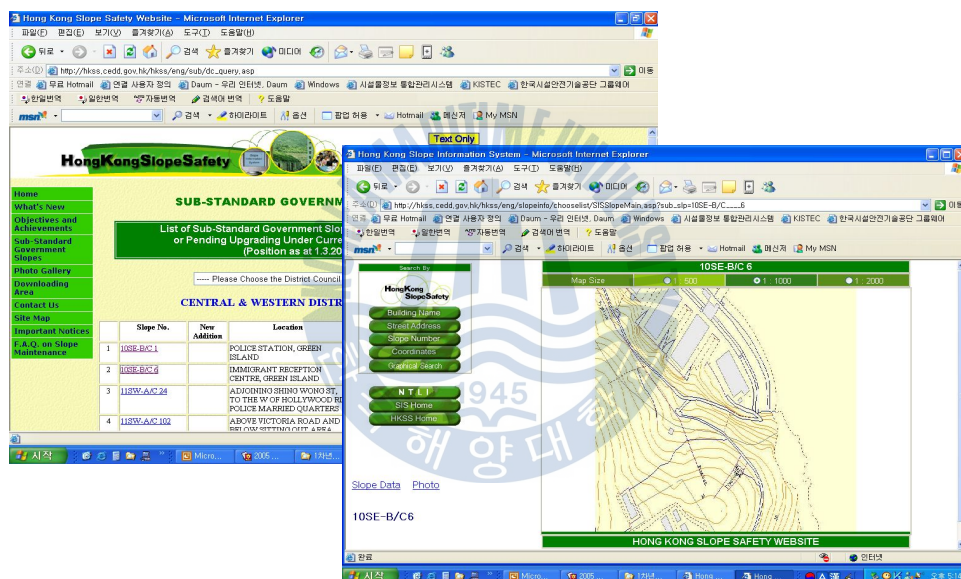


Fig. 2.10 Slope information system in HongKong

홍콩의 경우 많은 사면들이 암석과 흙의 혼합으로 구성되어 있고, 파괴가 보통 예고 없이 갑작스럽게 일어난다. 따라서 사면붕괴의 조기 경보를 위해서는 사면 움직임 (slope movement)에 대한 장기적인 계측보다는 강우와 지하수위 변화에 대한 국지적인 계측이 보다 유용하다. 따라서 홍콩은 대부분의 사면 계측내용에 지하수위 계측이 포함되어 있다. 반면, 사면 움직임에 대한 계측은 보통 사면공사의 시공관리를 위해서 수행되거나 또는 지속적으로 점진적인 변형을 일으키고 있는 사면의 장기계측을 위해 수행되고 있다(Spalton et al., 1997).

사면의 원격 감시를 위한 자동계측시스템은 보통 전도형(tipping bucket type) 자동 우량계를 기본 항목으로 하고 그 외에 진동현식 간극수압계 또는 지중 경사계 등으로 구성되어 있으며, 이들 센서는 하나의 데이터 로거에 연결되어 있다. 자동계측시스템에서는 모뎀을 이용하여 데이터를 회수하고 계측기를 원격 제어하며, 모뎀은 또한 조기 경보시스템의 운영에도 이용된다.

### (3) 영국

영국은 해안 사면의 붕괴로 인해 해안절벽 위의 건물과 도로 등이 파괴되는 피해를 자주 입어 왔다. 해안 산사태에 의한 피해를 최소화하기 위하여 종래에는 해안 사면의 관리 수단으로 지표표점의 반복측량과 지중 경사계 등을 이용한 지반변위 계측방법이 이용되어 왔다. 영국의 Weighsett Afton Down에 위치한 남쪽 해안도로(A 3055)에 15~30m 길이의 약 70m의 높이로 형성된 석회암 절벽에서 빈번한 낙석발생으로 교통소통에 많은 불편을 일으켰다. 이러한 낙석 등으로 인한 위험을 저감시키기 위해 경사계에 기반을 둔 예·경보시스템을 1981년에 설치하였다. 이후 1987년에 지중경사계를 추가로 설치하여 지반의 이동으로 인한 변형을 감시하고 있다. Fig. 2.11은 계측기가 설치된 현장의 모습을 보여주고 있다. 각 경사계가 보여주는 일반적인 경향은 바다방향으로 많은 경사가 발생하고 있으며 크기는 240° ~ 1,090°까지 다양하다. 지중경사계는 지상에서 30.5m 깊이까지 매설되어 있으며 깊이에 따른 상대적인 변형량을 측정하는데 사용된다. 깊이에 따른 지반의 거동은 21~26m 깊이에서 육지방향으로의 움직임이 발생하였다. 이는 내부절리면의 변형 또는 상부의 큰 변형으로 인한 반력의 결과로 이해될 수 있다. Fig. 2.11은 깊이 1m에서 측정된 시간에 따른 변형량을 보여주고 있다. 이러한 전통적인 계측방식은 변위의 정도를 파악하는 데는 유용하였으나 해안 사면의 붕괴를 사전에 예·경보하기 위해서는 한계가 있었다. 1993년과 1994년에 영국의 동부와 남부 해안에서 대규모 해안 산사태가 일어나 커다란 피해가 발생하자 과거에 해안 산사태가 발생한 이력이 있는 여러 지역에 경보 기능을 갖춘 자동계측시스템을 설치하였다(Clark et al., 1996).

영국에서 적용하고 있는 사면계측시스템은 영구적인 시스템과 사면 대책공법을 시공하기 이전의 임시적인 시스템으로 구분하여 설치된다. 이들 원격 실시간 계측시스템은 사면거동을 지속적으로 정밀하게 측정할 수 있을 뿐 아니라 효과적인 조기경보시스템(early warning system)의 역할을 수행하였으며, 종래의 계측방식에 비해 경제적으로도 효과적이었다. 자동 계측시스템은 해안 사면의 불안정성 정도와 특성에 따라 설치된 계측센서의 종류와 사양에는 차이가 있다. 그러나, 공통적으로 연속적인 기록이 가

능한 데이터 로거나 컴퓨터를 갖추고 있고, 변위가 초기 설정 기준치를 초과할 경우에 경보를 발령하게 되어 있다. 자동계측시스템에 설치된 센서로는 지표 경사계, 신축계, 침하계, 간극수압계 등이 있으며, 예·경보를 위한 센서로는 지표 경사계가 주로 사용되었다. 경우에 따라서는 자동계측시스템에 자동 강우량 측정장치가 포함되어 예·경보를 위한 센서로 사용되었다.

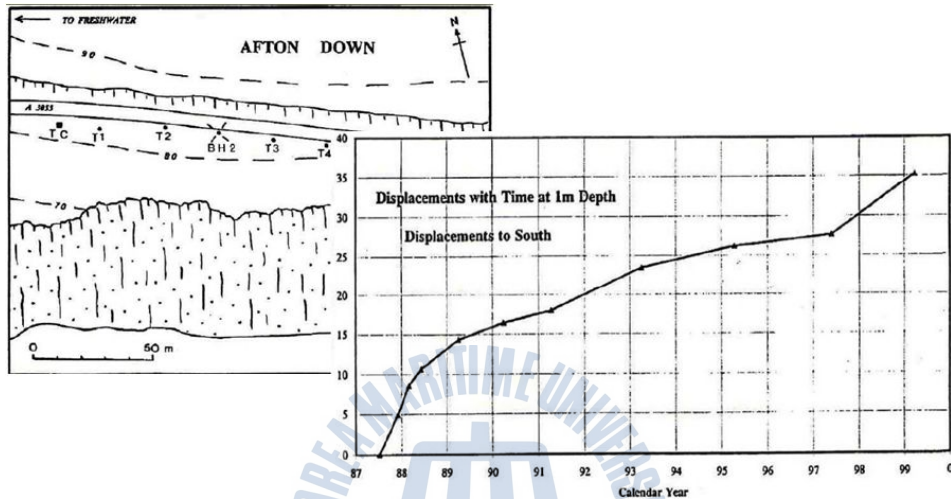


Fig. 2.11 Cliff placed Weigh island in England

#### (4) 미국

미국의 사면 감시시스템은 도로사면 뿐만 아니라 철도연변 절토사면, 노천채굴 광산의 사면관리와 산사태 감시에도 널리 적용되고 있다. 기본적으로 와이어 신축계(wire line extensometer)와 자동 측량기를 설치하고 있으며 전력공급용 배터리의 재충전을 위하여 태양열 전지판이 설치되고 있다.

미연방도로국(FHWA; Federal Highway Administration)은 해마다 많은 피해를 일으키는 도로사면의 낙석(슬라이딩 포함)으로 인한 피해를 줄이는 방안으로 위험 사면에 낙석 또는 슬라이딩 위험을 사전에 감지할 수 있는 계측시스템을 설치하여 사용할 것을 권장하고 있다(Brawner, 1994). FHWA에서 제안한 계측시스템은 비교적 사용이 쉽고 비용이 적게 드는 지표변위 센서들로 구성되었으며, 사면 또는 사면정상 후방에 발달한 인장균열의 이완을 계측하기 위한 와이어 신축계(wire line extensometer), 사면표면에 있는 암괴의 기울어짐을 감시하는 지표 경사계(tiltmeter), 그리고 비교적 큰 암괴가 불안정할 경우에 암괴의 이동을 감시하는 전자거리측정장치(EDM; Electronic

Distance Measurement)가 포함된다. FHWA는 사면이 원격지에 있을 경우, 계측자료의 전송이 가능하고 관리기준치 초과 시에 경보를 발령할 수 있도록 하였다. 자동계측시스템에서 경보의 발령은 신축계 또는 EDM을 통해 측정된 변위 속도에 근거한다. 이외에도 FHWA는 미국 철도당국에서 철도 연변 사면의 낙석위험을 경보하기 위해 낙석 위험 사면에 설치해 온 낙석감지펜스(electrified fence)를 교통량이 비교적 적은 산악 지대의 도로에도 낙석감지를 위해 적용해 볼 것을 제안하였다.

노천채굴 광산에서는 사면굴착에 드는 비용을 최소화하기 위하여 가능한 사면의 경사를 급경사로 하기 때문에 사면붕괴의 위험이 상존한다. 따라서 채굴작업의 안정성 확보를 위하여 사면거동을 감시하기 위한 자동계측시스템을 설치하는 경우가 많다. 노천광산에 설치되는 자동계측시스템은 크게 광산현장에 설치되는 사면계측부와 광산사무소에 설치되는 중앙 컴퓨터로 구성되며, 사면 계측부는 계측센서와 데이터 로거로 구성된다(Kliche, 1999). 사면 현장에 설치되는 계측센서들은 주로 지표 변위와 인장균열의 거동을 관측하기 위한 것들로서, 보통 자동 신축계와 자동 측량기가 설치되어 있다. 자료전송 수단으로는 무선통신, 전화선 또는 다른 종류의 유선망이 사용된다.

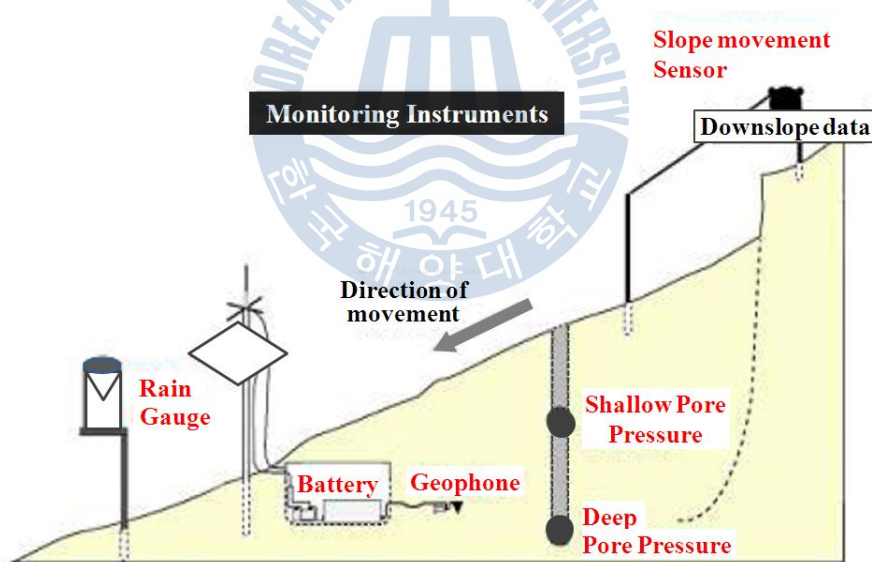


Fig. 2.12 Real-time system monitoring landslide (USGS)

미국지질조사소(USGS; United States Geological Survey)는 활화산의 원격감시를 위해 개발한 실시간 자료수집 및 전송시스템을 응용하여, 현재는 서서히 움직이지만 갑자기 대규모로 붕괴될 잠재성이 있는 산사태의 활동상태를 계속 감시하기 위한 실시

간 산사태 감시시스템을 개발하였다. 이 시스템은 이러한 활성 산사태(Active Landslide)에 의한 피해를 줄이기 위하여 2000년 현재 10개소 이상의 도로변 또는 철도 연변 등에 설치되어 가동중이다(Reid, et al., 1999). 이 산사태 감시시스템은 산사태 현장의 지반운동과 간극수압을 측정하기 위하여 계측기기로 지표면 신축계, 지오폰(Geophone), 간극수압계 그리고 우량계를 포함하고 있다. 지오폰은 특히 미끄러짐 운동에 의해 야기되는 지반진동을 계측하기 위해 설치된다. 센서로부터 매초 수집된 계측자료는 정상조건에서는 10분 간격으로 무선을 통해 USGS 컴퓨터로 전송되지만, 지반진동이 심한 경우에는 즉각 전송된다. 수집된 자료의 그래프는 인터넷을 통해 관계자들이 이용할 수 있도록 되어 있다. Fig 2.12는 USGS에서 개발한 실시간 산사태 감시시스템의 전형적인 구성을 보여 준다.

## (5) 호주

호주의 울롱공 대학(Univ. of Woollongong in Australia)에서는 인터넷을 이용한 사면붕괴 자동 계측 시스템을 개발하여 시범운영하고 있으며 기술개발 정도는 아직 초보적인 단계이다. 실시간 자동 계측은 총 4개소에서 수행되고 있으며, 적용된 센서는 지중경사계와 간극수압계 등으로 일반적으로 적용되는 센서를 채택하였다(<http://landres.uow.edu.au/ls/index.html> (ID:demo, P/W: slidedem0)).

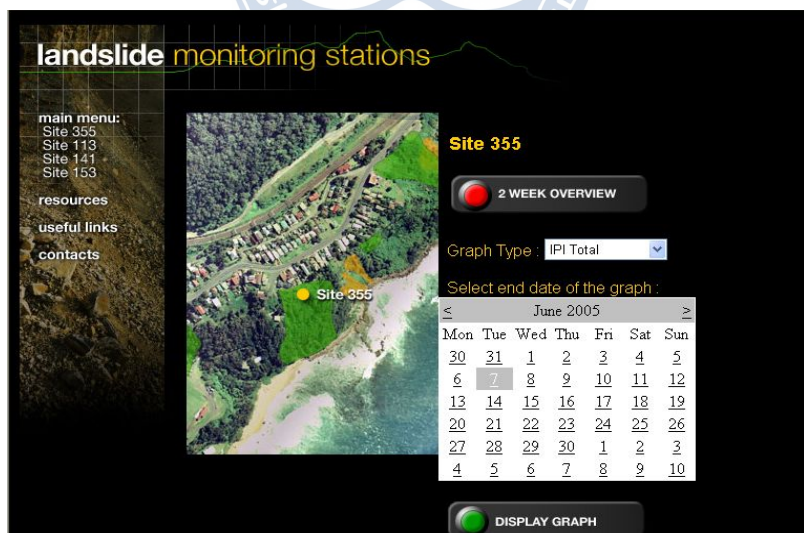


Fig. 2.13 Home page of automatic measuring system



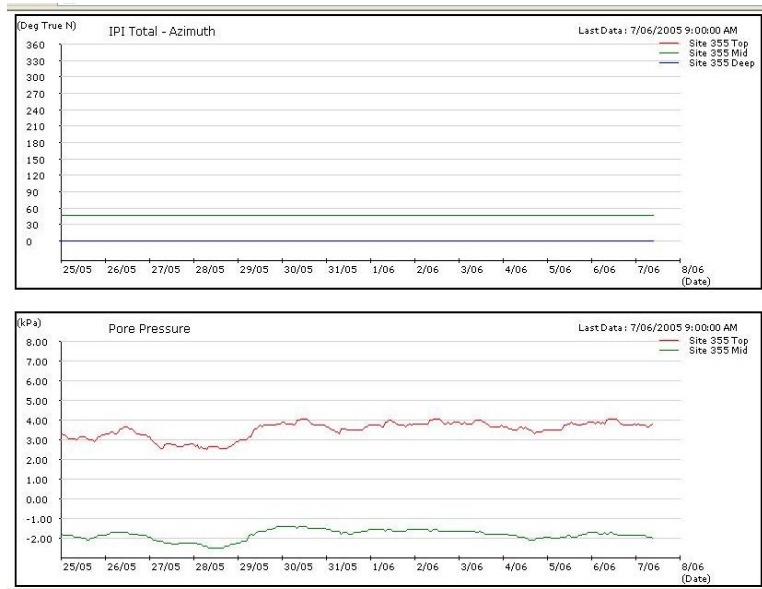


Fig. 2.14 Data result by monitoring system

#### (6) 한국건설기술연구원

한국건설기술연구원(KICT; Korea Institute of Construction Technology)에서는 국도 절토사면을 대상으로 지반 변위를 실시간으로 자동 측정함으로써 붕괴 발생 이전에 도로 차단 등의 조치를 취해 붕괴에 의한 피해를 최소화 할 수 있도록 상시계측시스템을 개발하여 운용 중에 있다. 이와 관련하여 사전에 위험 절토사면의 안정성 평가와 현장 상황에 적합한 계측기기를 선정하고 계측기의 설치목적을 명확히 하기 위해 2002년에 시범설치 현장 4개소를 설치·운용하였으며, 2009년도까지 현재 92개소를 설치·운용하고 있다.

건설기술연구원에서 개발한 상시계측시스템에서는 현장과 사면상황실 간의 자료 송수신 방법은 무선모뎀(CDMA) 및 인터넷을 이용한 방식을 채택하였으며 현재까지는 일상관리 시에는 계측기에서 1회/1분씩 측정하여 데이터 로거(data logger)에서 일시 저장한 후, 1회/12시간 간격으로 중앙서버에 자료를 송신하는 방식을 적용하고 있다. Fig 2.15는 한국건설기술연구원에서 운용 중인 상시계측시스템의 운영프로그램 구성을 보여 준다.

상시계측시스템 운용 목적과 부합하기 위해서는 계측자료를 데이터 로거로부터 전송 받음과 동시에 즉각적으로 상위 시스템인 서버(server)에 실시간 업데이트하기 위해서

는 무선모뎀이 상시 연결되어 있다. 하지만 현재에는 사면상황실에 설치된 무선모뎀이 여러 대의 현장 데이터 로거와 통신해야 하는 상황이므로 실시간 상시계측시스템 운용에는 한계가 있다. 무선 모뎀을 상시 연결시키기 위해서는 운영비도 많이 소요될 것으로 예상되기 때문에 이에 대한 보완이 필요할 것으로 판단된다.



Fig. 2.15 Real-time monitoring system of KICT

## (7) 한국철도기술연구원

한국철도기술연구원에서는 강우로 인한 철도 재해를 사전에 예방하고, 피해를 획기적으로 감소시키기 위해 강우 자동경보시스템, 교량 홍수위 감시시스템, 교량 세굴 계측시스템, 낙석 감지시스템, 재해우려 토공 시설물에 대한 상시 계측시스템 등의 세부 시스템으로 구분하여 개발한 후 이를 통합하는 철도 강우방재시스템을 구축하고 있다. 이 중에서 강우 자동경보시스템은 시범운영을 마친 상태로 현재 철도청에서 국내의 전체 역사에 우량계를 설치하여 통합 운영하고 있다(Fig. 2.16 참조).

전체 시스템을 구축하기 위하여 크게 하드웨어 구성과 소프트웨어 구성으로 대별하여 각각의 장치 및 프로그램을 설계하였다. 시스템에서 하드웨어를 담당하는 부분은 크게 자료의 수집장치인 각종 계측장비 및 센서, 데이터의 송·수신 장치 및 전원공급장치 등으로 구분하였으며, 소프트웨어를 구성하는 부분은 현장계측 및 제어프로그램,

계측자료의 데이터베이스 및 분석프로그램 등으로 구분하여 개발하였다.

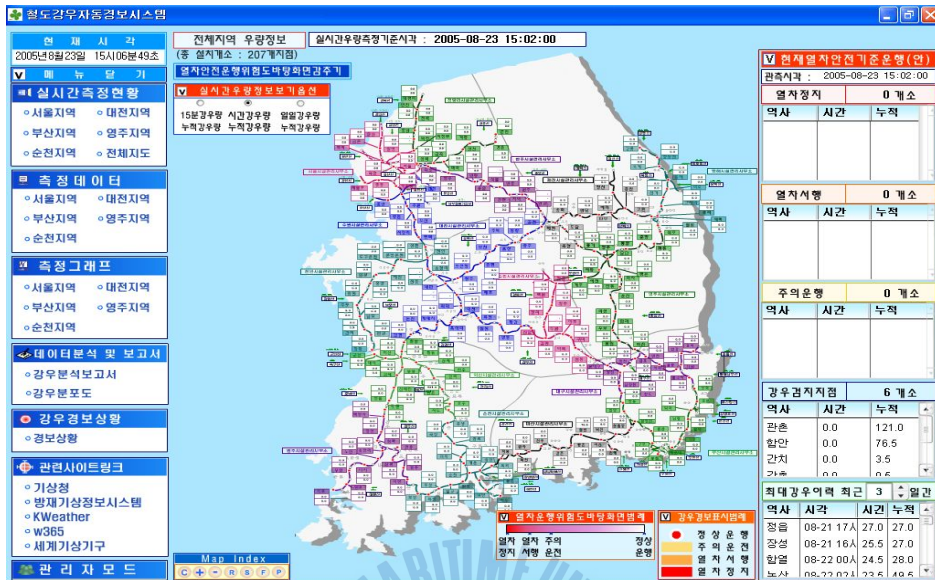


Fig. 2.16 Rainfall alert system for disaster prevention of Railway Lines

## (8) 한국도로공사

한국도로공사에서는 고속도로 대절토사면 중 붕괴이력이 있고 일부 풍화대 내의 파쇄대 발달로 사면 보강 공사가 진행된 사면을 대상으로 사면 보강재의 보강 효과 검증과 자동화 계측을 활용한 실시간 사면 안정성 확인 및 유지관리 시 효과적인 관리체계 구축을 위하여 계측시스템을 개발하여 시범운영하고 있다(Fig. 2.17 참조). 기본적으로 무선통신을 이용한 자동계측 시스템을 적용하였으며 계측장비로는 자동 경사계(In-Place Inclinometer), Anchor 축력측정을 위한 Load Cell, 지하수위계, 변형률계 및 우량계를 설치하였다.

한국도로공사에서 개발한 상시계측시스템도 한국건설기술연구원과 동일하게 무선모뎀(CDMA)에 의해 계측자료를 송·수신하고 있기 때문에 상시 통신 상태를 유지하기 위해서는 통신 운영비에 대한 경제성 검토 및 1대 1 통신환경을 유지하도록 하는 것이 중요할 것이다.



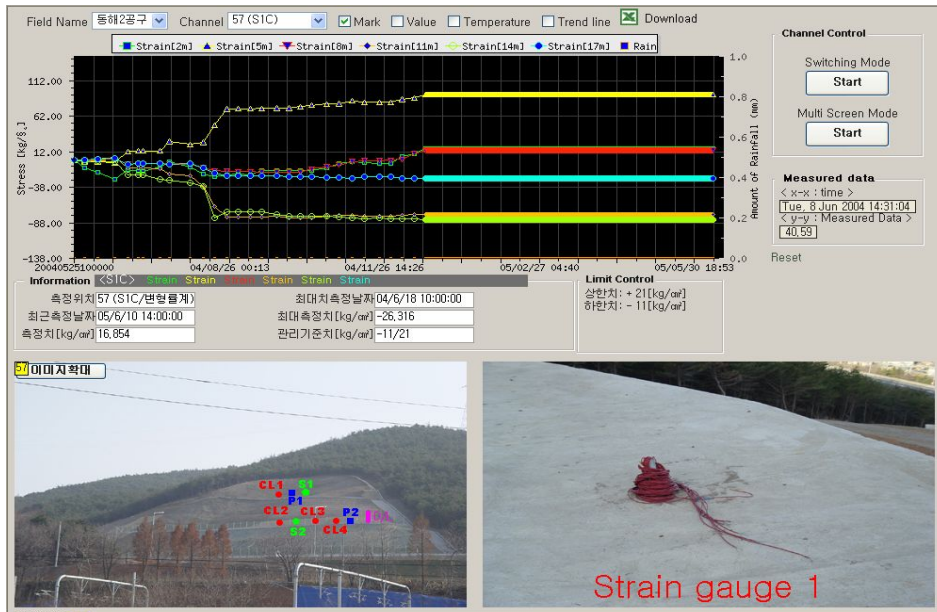


Fig. 2.17 Monitoring system for large cut slope of Korea expressway corporation

### (9) 일반기법

유·무선 PCS폰 통신에 의한 상시계측시스템은 국내에서 상용화되어 사용되고 있다. 토목용으로는 DATAPCS 운영프로그램을 응용, 발전시켜 건설 현장, 해안·해양, 수리·수문, 주요 시설물, 기상, 수질환경·오염, 재해경보 등의 분야에 적용하였다.

시스템 운영에 중요한 역할을 담당하는 데이터 로거는 DATAPCS가 자체 개발한 TCP-RT이다. 계측현장에 설치된 센서로부터 계측되는 아날로그 신호를 디지털 신호로 변환하여 PCS 무선 통신에 의해 무선 송출한다(Fig. 2.18 참조). 또한 국내에서 사용되는 일반적인 계측장비를 직접적으로 활용할 수 있으므로 적용대상의 한계가 사실상 없다고 할 수 있다. TCP-RT의 특징을 살펴보면 다음과 같다.

- ① 동시에 다대·다자간 통신을 지원하므로 계측망 구성이 용이함
- ② GPS Time을 사용하여 각 로거로부터 계측되는 데이터를 실시간 동기화시킴
- ③ packet 통신과 circuit 통신을 동시 제공

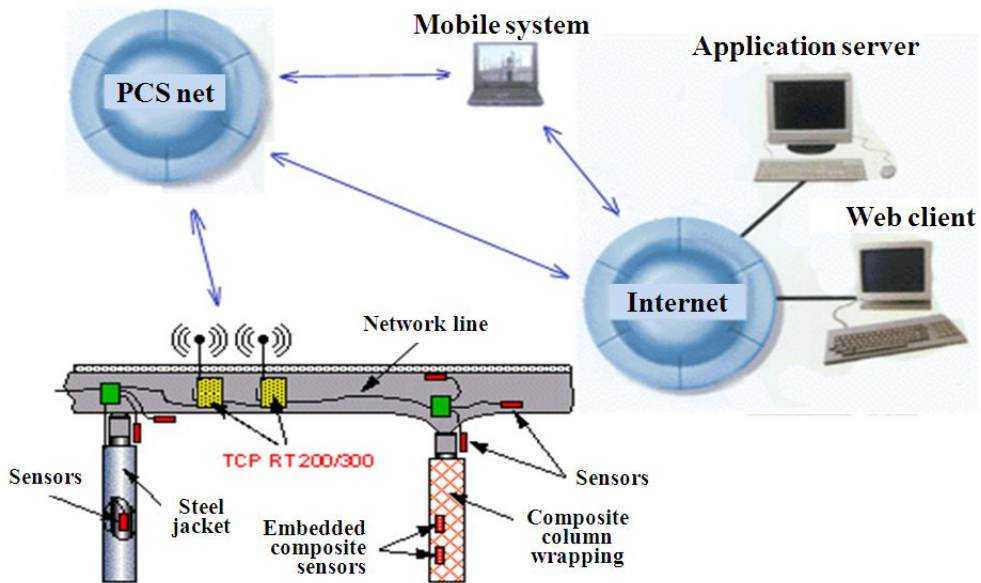


Fig. 2.18 Diagram of real-time monitoring

또한 국내에 폭넓게 자리 잡은 PCS 통신망을 통하여 전국 어디로든 디지털 신호로 전송할 수 있다. 전송 받은 데이터는 데이터 자체로 제공되거나 혹은 물리적, 공학적 해석을 통해 자료를 가공하여 정보화시켜 인터넷상에서 제공된다(상지대학교, 2006). 현재에는 DATAPSC 운영시스템이 주로 수리·수문, 해안·항만 관측, 환경계측, 교량 세굴, 기상 관측, 우수·유출 저감 시설 등을 대상으로 적용되고 있다.

## 2.2 유지관리기준 및 데이터 분석기법

사면 상시모니터링의 목적은 사면붕괴의 징조를 조기에 감지하여 붕괴위험을 예방함으로써 사전에 붕괴 방지를 위한 적절한 대책을 세우는 것이다. 이를 위해서는 무인감시 시스템의 계측 항목별로 사면붕괴 예보를 위한 관리기준치를 설정하여, 계측치가 관리기준을 초과하는 경우에는 자동으로 주의보 또는 경보가 발령됨으로서 그에 따른 적절한 대책이 수립될 수 있도록 해야 한다. 현재 사면의 붕괴 예보를 위해 다음과 같은 관리기준이 제시되고 있다.

## 2.2.1 절대치 기준

한국시설안전공단과 한국건설기술연구원에서는 90년대 후반부터 국도 절토사면을 대상으로 지반변위를 실시간 자동으로 측정함으로써 붕괴에 의한 피해를 최소화 할 수 있도록 상시계측시스템을 개발하여 운용 중에 있다. 설치되는 계측기의 경우 지표면 경사계, 강우량계, 지표면 변위계 값 등이 측정 가능하다. 그러나  $\pm 50\text{mm}$  라는 누적 변위값의 관리기준만을 제시하여 운영할 뿐 다른 계측기에 관한 기준은 제시되어 있지 않으며 단지 참고자료로 사용되어질 뿐이다(한국건설기술연구원, 2003).

## 2.2.2 지표변위속도 관리기준

국내에는 아직 산사태 또는 사면붕괴 예보를 위한 지표변위속도에 대한 관리기준치가 제시된 적이 없다. 그러나 일본에서는 여러 기관에서 지표변위 속도에 대한 관리기준치를 제시하였다. Table 2.4에 나타난 바와 같이 일본 고속도로조사회에서 제시한 지표변위 속도 관리기준은 신축계와 광파측거의로부터 구한 변위속도를 대상으로 총 4 단계로 구분하였다(고속도로조사회, 1988). 일본 대부분의 기관에서 사용하는 지표변위 속도 관리기준치는 이 값들과 거의 같은 범위이다. 이들 기준치는 대부분 산사태 관리를 위해 제시된 것이다(사면안정소위원회, 1996).

Table 2.4 Management criteria by Express Highway Research Foundation of Japan

계기구분과 대응구분 계측기	신축계	지중 신축계	광파측거의	삽입형 지중경사계
	지표면의 변위속도			미끄러짐면 부근의 변위속도
점검 · 요주의 또는 관측강화	10mm이상/30일			1mm이상/10일
대책의 검토	5~50mm이상/5일			5~50mm이상/5일
경계 · 응급대책	10~100mm이상/일			
엄중경계 · 일시대피	100mm이상/일			

일본산사태학회에 의하면, 사면의 인장균열 또는 단애(scarp)를 가로질러 설치된 지표면 신축계(extensometer)로부터 측정된 데이터를 분석하면 사면붕괴 예측이 가능하며, 측정된 변위속도가  $2\sim 4\text{mm/hour}$ 를 초과하면 대피령이 내려진다. 이 수치를 일 단위로 환산하면 고속도로조사회에서 제시한 대피레벨의 관리기준치와 거의 같다. 이 기

준들은 산사태에 관계되는 기준이어서 주로 암반 절취사면으로 이루어진 국내 도로사면에 직접 적용하기에는 무리가 있을 것으로 보이나, 현재 암반사면 기준으로 제시된 다른 기준이 없다(조삼덕 등, 2004).

### 2.2.3 방정식 모델

사면의 일반적인 파괴모델은 다항모형(Polynomial model)과 성장모형(Growth model)으로 크게 대별할 수 있다. Polynomial model은 주로 암반사면의 붕괴, 눈사태 등 사면을 구성하는 입자들의 점착력이 상대적으로 약한 사면에서 주로 볼 수 있는 파괴현상에 적용되는 모델이다. Growth model은 점착력이 상대적으로 강한 토사 사면에서 주로 볼 수 있는 파괴현상에 적용되는 모델이다.

Fig. 2.19에서 사면의 붕괴가 급속하게 일어나는 경우와 사면의 붕괴진행이 상대적으로 완만한 형태를 비교하여 볼 수 있다. 사면 붕괴의 전 거동을 3단계로 나누어 보면 사면 붕괴는 각 사면의 특성에 따라 천천히 진행되다 어느 시점에서 파괴가 일어나는 것이므로, 사면의 붕괴 시 어느 경우든 점근선에 접하는 것을 알 수 있다. 그러므로 각 사면의 파괴에 대한 위험 예보 시점은 일반적으로 각 곡선의 변곡점으로 설정하여, 이 시기에 위험신호를 보내야 한다.

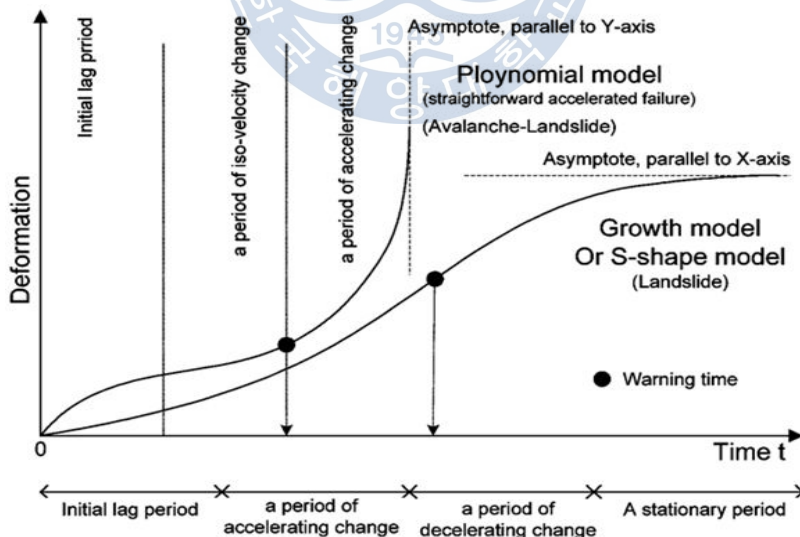


Fig. 2.19 Sketch map of slope movement process(Fukuzono, 1990)

Fig. 2.19에 제시된 Growth model은  $x$ 축(시간축)에 평행한 점근선을 가지며, 점근선과  $y$ 축(변위축)이 접하는 지점의 변위값은 상수이나, 이 때  $x$ 축은 계속 증가하는 것을 볼 수 있다. 그러므로 성장 모형은 점근선에서 시간에 따른 사면의 거동을 식(2.1)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\frac{\Delta y}{\Delta x} = \frac{\text{변위차}}{\text{시간차}} = \frac{\Delta \varepsilon}{\Delta t} = \frac{0}{\infty} = 0 \quad (2.1)$$

식(2.1)에서 유추되는 바와 같이, 사면의 변위가 점근선에 도달하면 더 이상 변위가 증가할 수 없는 상황, 시간에 따른 변위가 없는 상황인  $\Delta \varepsilon / \Delta t = 0$ , 즉 사면파괴에 도달함을 알 수 있다.

다항 모형의 경우,  $y$ 축에 평행한 점근선을 가지고 있음을 알 수 있다. 점근선과  $x$ 축이 접하는 지점에서  $x$ 축의 값인 시간값은 상수이나  $y$ 축은 계속 증가하는 것을 볼 수 있다. 그러므로 다항 모형은 점근선에서 시간에 따른 사면의 거동을 식(2.2)로 나타낼 수 있다.

$$\frac{\Delta y}{\Delta x} = \frac{\text{변위차}}{\text{시간차}} = \frac{\Delta \varepsilon}{\Delta t} = \frac{\infty}{\frac{1}{\infty}} = \infty \quad (2.2)$$

사면의 파괴에 관한 그래프가  $x$ 축에 접한 점근선에 도달하면 변위가 무한대로 증가한다. 즉 짧은 시간 내에 변위가 급속히 증가하여 파괴에 도달함을 알 수 있다 ( $\Delta \varepsilon / \Delta t = \infty$ ).

한희수와 장기태(2005)는 다항모형과 성장모형 두 모델의 파괴를 예측하기 위해서는 사면의 거동에 대한 누적변위량을 상세히 나타내는 그래프보다는 점근선을 가지는 간단한 형태의 그래프가 더욱 유리할 것으로 판단하였다. 따라서 암반, 토사 사면에 모두 적용할 수 있는 단일화된 3차 다항방정식(3-degree polynomial model,  $y = ax^3 + bx^2 + cx + d$ )을 제안하였다. 제안식은 두 모델의 점근선을 모두 가지며, 누적 변위량을 함께 묘사할 수 있다.

Table 2.5 Proposed mathematical models

Models	Suggestions
Saito's model(1965, 1969)	$\log(t_f) = c - m \log(\dot{\Omega})$
Voigt's model(1988, 1989)	$\ddot{\Omega} = A \dot{\Omega}^\alpha$
Borsetto et al.'s model(1991)	$\Omega = \frac{1}{A(\alpha-2)} [A(\alpha-1)t_f + \dot{\Omega}_f^{1-\alpha}]^{(2-\alpha)/(1-\alpha)} - [A(\alpha-1)(t_f-t) + \dot{\Omega}_f^{1-\alpha}]^{(2-\alpha)/(1-\alpha)}$

※  $t_f$  : failure time

$\Omega$  : strain rate

$c, m$  : empirical constant

$A, \alpha$  : constants under time invariant external conditions(i.e., load and temperature)

이 외에도 지금까지 사면해석을 위해 여러 수학적 모델식이 제안된 바 있다(Table 2.5 참조). Table 2.5에 나타낸 바와 같이, 기존의 제안식은 형태가 복잡하고 다양한 것을 알 수 있다. 이는 사면의 파괴시점보다 시간에 따른 사면의 누적 변위량을 나타내는 그래프 형태에 맞추기 위해 식이 개발되었기 때문이다. 뿐만 아니라, 제안된 식들 중 토사사면과 암반사면에 모두 적용할 수 있는 것은 없는 상황이다.

#### 2.2.4 관리도 기법

사면 계측에 있어서 계측자료의 변동원인은 이상거동과 우연거동으로 구분할 수 있다. 이상거동은 우발적이므로 어느 정도 예측할 수 없는 형태이지만 주기적으로 발생하는 문제로서 감독과 작업자에 의해서 충분히 피할 수 있는 문제이다. 통계적 사면관리의 개념과 방법은 이러한 이상거동의 존재를 밝히고 제거하여 사면을 안정된 상태로 유지하려는 목적을 갖는다. 이에 반하여 우연거동은 시스템 자체와 관련된 문제로서 언제나 사면에 존재하며 모든 계측 데이터에 영향을 미친다. 우연거동은 피할 수 없고 완전히 제거할 수 없기 때문에 사면유지관리의 대상이 아니다. 사면 계측자료에 우연거동만 존재한다면 관리도에서 데이터 특성치가 관리한계 내에 들어있고 이상한 패턴(pattern)을 보이지 않기 때문에 이 사면은 통계적으로 안정상태 하에 있다(in statistical control)고 한다. 관리도 방법은 계측 자료의 수가 늘어남에 따라 계측자료는 정규분포를 따르며, 정규분포를 따르는 데이터에 Fig. 2.20에서 보는 바와 같이 적절한 상하한 관리치를 두어, 이 관리기준치에 따라 사면의 거동해석을 실시한다. 이



때 평균 및 표준편차, 범위 등의 계측자료를 기준으로 하여 현장조건에 맞는 적절한 관리기준치를 설정한다(유병선, 2006).

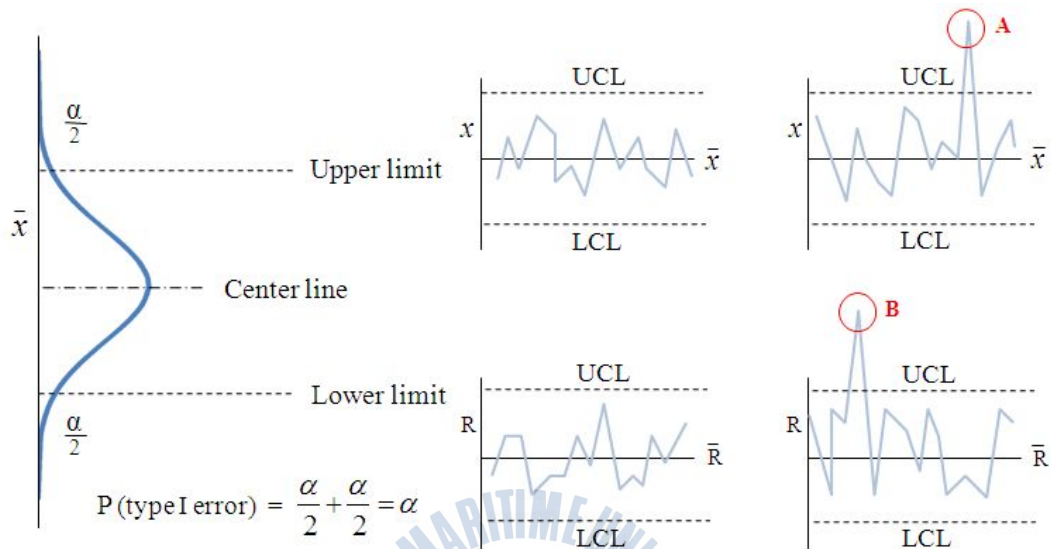


Fig. 2.20 Distribution chart & Control chart

## 2.2.5 강우량 기준

우리 나라 산사태는 강우와 밀접한 관련이 있다. 기상청에서는 80mm, 120mm 강우량에 대해 각각 호우주의보 및 호우경보를 발령하여 인명 및 재산피해를 최소화하고 있다. 산사태 예보를 위해서는 산사태와 강우량의 상관관계에 대한 연구가 필요하며 이를 위해서는 산사태와 강우기록의 통계적 분석이 필요하다. 국내에서는 1980년대 말부터 산사태와 강우사이의 관계에 대한 연구가 다수 수행되어왔다(Table 2.6 참조). 연구결과들을 종합하여 보면 국내의 산사태는 2일 이상의 선행강우량에는 거의 영향을 받지 않으며, 1~2일간의 누적강우량과 최대시우량의 영향을 받는 것으로 나타났다.

산림청과 행자부에서 제시된 결과는 유사한 형태를 가지며 건설교통부는 위험지역을 구분하여 일강우량을 기준으로 구분하였다. 1등급 지역은 산사태 발생확률이 75%이상이고 2등급은 발생확률이 50% 이상, 마지막으로 3등급은 25% 이상을 의미한다. Table 2.6에서 언급되는 홍원표 등(2000)의 ‘소규모 산사태’는 동일한 날에 1~3개소에서 산사태가 발생한 것이다. 그리고 ‘중규모 산사태’는 4~19개소에서, ‘대규모 산사태’는 20개소 이상에서 산사태가 발생한 것이다. 각 기관에서 발표한 사면 붕



괴에 대한 정보 강우량에서 보듯이 사면 붕괴는 강우량과 매우 밀접한 관계를 가지고 있는 것으로 나타나고 있다.

Table 2.6 Rainfall criteria for landslide alert

기관 및 제안자	구 분	산사태 주의보(mm)	산사태 경보(mm)
산림청(1993)	연속 강우량	100 ~ 200	200 이상
	일 강우량	80 ~ 150	150 이상
	시 강우량	20 ~ 30	30 이상
행정자치부 (2000)	연속 강우량	100	200
	일 강우량	80	140
	시 강우량	15	30
건설교통부 (일강우량 기준) (2006)	I 지역	90	105
	II 지역	75	90
	III 지역	55	75
홍원표 등 (1990)	소규모 산사태		최대시간강도 > 10 & 2일 누적강우량 > 40
	중규모 산사태		최대시간강도 > 15 & 2일 누적강우량 > 80
	대규모 산사태		최대시간강도 > 35 & 2일 누적강우량 > 140
이영남(1991)			24시간내 강우량 > 200 또는 24시간이상 내린 비가 시간당 평균 10 이상
김상규 (1994)	2일 연속 강우량	100	200
	일 강우량	80	140
	시 강우량	15	30

Table 2.6에 나타난 바와 같이, 국내에서 산사태 예보를 위해 제안된 일강우량 기준치들을 보면, 주의보 기준치는 약 80mm 정도로 모두 비슷하다. 그러나 경보 기준치는 105mm에서 200mm까지 큰 차이를 보인다. 과거 자료에 의해 예보 기준치를 결정할 때에는 낮은 값으로 할수록 안전측을 유지할 수 있다. 그러나 이를 기준으로 할 경우 예보의 신뢰도 저하, 잦은 도로차단과 대피에 의한 불안감 가중 및 번거로움 등을 초래할 수 있으므로 어려움이 있다. 지금까지 제안된 여러 기준 중에 김상규(1994)의 기준치는 기존에 발표된 국내 산사태 관련 논문들을 모두 모아 종합적으로 분석하고 그 결과에 근거하여 제시한 것이다.

우리나라의 산사태는 대부분 모암이 풍화되어 형성된 얇은 표피 토층이 흘러내리는 토석류(debris blow)이다. 따라서 산사태 예보를 위해 제안된 강우량 기준을 주로 암반 절취사면으로 이루어진 도로사면에 바로 적용하기에는 무리가 있을 것으로 판단된다. 또한 실제 인위적인 절취사면이나 자연사면에서의 사면보강을 위한 사면안정해석에서는 실제 강우사상을 반영하는데 있어 많은 미비점을 갖고 있다. 사면붕괴의 원인은 내적요인과 외적요인이 각각의 사면이 가지고 있는 조건에 따라 매우 상이하여 일률적인 안정해석이 어렵다. 그럼에도 불구하고 사면에서의 안정해석을 위한 강우조건 및 지하수위의 변동은 상당부분 가정에 의존하고 있는 현실이다.

## 2.3 기존 관리기준 및 분석기법의 문제점

상기에 언급한 바와 같이, 계측데이터의 절대치를 기준으로 사면 상태를 판정하는 종래의 데이터 분석기법에서는 대상 사면의 계측 항목 및 위치에 따라 다수의 센서를 설치하여 운용함에도 불구하고 각각의 단일센서 계측값만을 개별적으로 분석하고 있다. 또한 이러한 관리기준들마저도 몇 가지 종류의 계측기기에 대해서만 국한적으로 제시되어 있어 최근 다양하게 개발되어진 지능형 첨단센서들을 사면에 설치하더라도 이에 대한 관리기준이 전무하여 운용상의 어려움이 크다. 뿐만 아니라, 장기간 외부에 노출되어 있는 사면구조물의 경우 온도, 강우량 등 복합적인 여러 환경적인 영향요인이 많음에도 불구하고 강우량에 대한 관리기준 연구만이 다수 수행되었을 뿐, 다른 외부 영향들은 전혀 고려되지 않고 있다. 또한 대상 사면에 따른 각 현장 및 사면의 종류, 현 상태 등은 고려되지 않은 일괄적인 기준으로 제시되어 있다. 이와 같은 기존 계측데이터 분석 및 이상징후 판단기준의 문제점을 정리하면 다음과 같다.

- 1) 다수의 센서를 설치하여 운용 중에도 불구하고, 실제 건전도 평가는 각각의 단일센서 계측값에 기초하여 이루어짐(즉, 센서 상호간의 관계에 대한 고려가 없음)
- 2) 장기간 외부에 노출되어 있어 온도, 강우량 등 여러 복합적인 환경적 영향요인이 많음에도 불구하고 강우량을 제외한 다른 환경적 요인에 대한 고려가 없음
- 3) 사면에 설치되는 계측기의 종류는 다양화되고 있으나, 계측기준은 몇 가지의 계측기에 국한되어 제시
- 4) 여러 현장 사면들의 개별적 속성정보와 현 상태 등은 고려되지 않고 일괄적인 관리기준치를 적용하여 상태 판단

모니터링시스템을 설치하여 사면의 유지관리업무에 활용하기 위해서는 대상시설물의 정량적 상태진단을 위한 해석기법 마련이 선행되어야 한다. 그러나 현재 국내에서는 계측데이터 관리기준에 관한 연구가 미비할 뿐만 아니라 기존 관리기준 산정방법 등의 검토결과, 수학적 개념에 모순된 전통적 방식을 탈피하지 못하고 있다. 이러한 불합리한 기존의 상태관정기준으로 인해, 고가의 모니터링시스템을 구축했음에도 불구하고 대부분 담당관리자(혹은 관리주체)의 주관적이고 경험적인 요소에 의해 시스템을 운영하고 있다.



### 제 3 장 이론적 고찰

최근 센서 및 컴퓨터의 발달로 실시간으로 수많은 자료를 얻고 관리할 수 있게 되었다. 이에 따라 이러한 실시간 자료를 이용한 다변량 통계적 공정관리 기법(Multivariate Statistical Process Control, MSPC)이 각광을 받고 있다. 통계적인 공정관리 기법은 기존 연구에서와 같이 모형이라는 매개를 거치지 않고 실시간으로 얻어지는 자료만으로 손쉽게 자료의 이상여부를 알아낼 수 있다는 점에서 이점을 가지고 있다. 이러한 통계적 공정관리 방법에서는 실시간으로 얻어지는 수많은 자료 중에서 유용한 정보를 찾아내 강건성(robustness)과 민감성(sensitivity)을 모두 갖춘 시스템을 구현하는 것이 중요하다. 다변량 통계적 공정관리기법(MSPC)은 1990년 초에 John F. MacGregor 교수에 의해 제시되었다. 초기에 화학적 연속 중합 공정 및 공장의 품질관리 등 여러 산업분야에서 공정 모니터링(process monitoring)과 고장 검출(fault detection)을 위해 적용된 이후 이에 대한 많은 연구가 이루어지고 있다(Nomikos & MacGregor, 1995b; Wise & Gallagher, 1996; Chen et al., 2000; Kourti, 2002).

MSPC 이전에는 단변량 통계적 분석방법이 많이 연구되어 왔는데 그 중 전통적으로 Shewhart, CUSUM(cumulative sum control chart) 및 EWMA(Exponentially Weighted Moving Average) 같은 통계 공정 제어(Statistical Process Control, SPC) 차트들이 공정을 모니터하고 제품의 품질을 향상시키기 위해 사용되어 왔다(Montgomery, 1996). 그러나 이러한 단변량 제어 차트는 변수간의 상관성이 존재한다면 이러한 변수간 상관성을 전혀 고려하지 않기 때문에 비정상적인 상태를 잘 감지하지 못하는 단점을 가지고 있다(Kourti & MacGregor, 1995). Fig. 3.1은 2개의 변수를 각각 모니터링 하는 단변량 모니터링의 단점을 설명하는 그림이다. 여기서 두 변수( $y_1$  과  $y_2$ )는 각각 그림의 수평축( $y_1$ )과 수직축( $y_2$ )에 표시되어 있고 모니터링 상한/하한 설정치가 표시되어 있다. 단변량 모니터링 기법은 상한/하한을 가진 일정한 범위의 모니터링 지역을 가지고 있고 실제로는 두 개의 변수가 연관되어서 그림의 타원형 모니터링 지역을 가지게 된다. 그러나 빨간색 점(●)에 해당하는 운전은 실제 공정에서는 비정상이나 어떤 단변량 차트도 효과적으로 비정상 운전을 탐지하지 못한다. 또한 보라색 가위표(×)에 해당하는 운전은 실제로는 정상이나 단변량 모니터링 차트에서는 변수들 사이의 관계 때문에 비정상으로 탐지하게 된다. 이러한 문제는 변수의 수가 많아질수록 더 심해져서 각각의 변수를 동시에 고려하는 다변량 모니터링 기법이 필요하다는 것을 알 수 있다.

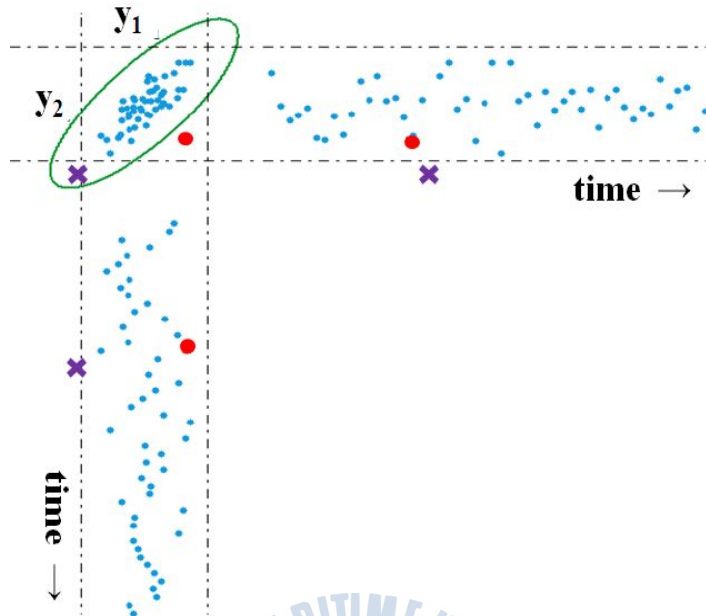


Fig. 3.1 Problems with using univariate control charts per one variable(Kourti & MacGregor, 1995)

실시간 이상 발생 검출에 대한 성공적인 다변량 통계적 공정관리 기법들의 응용은 다음과 같은 세 가지 단계를 포함한다. 첫 번째 단계는 시스템 내에서 정상적인 분산을 고려하는 것이고 두 번째 단계는 이상 자료를 식별하는 것이다. 그리고 세 번째 단계는 이상 사건에 대한 이유 또는 원인을 확인하는 단계이다. 여기에서 첫 번째 단계는 정상적 운영 조건에서 얻어진 자료를 이용하여 모형을 구축하는 과정으로 통계적 방법 중 주성분 분석에 의해 수행되어 진다. 두 번째 단계인 이상 자료 식별은 호텔링의  $T^2$ -통계량(Hotelling's  $T^2$ -statistic)과  $Q$ -통계량( $Q$ -statistic)으로 수행된다. 그리고 세 번째 단계인 이상 사건에 대한 이유 또는 원인을 확인하는 단계는 공헌도 그림(contribution plot)으로 수행될 수 있다. 일반적으로  $Q$ -통계량이 호텔링의  $T^2$ -통계량보다 훨씬 더 민감하다고 알려져 있다. 그 이유는  $Q$ -통계량의 값이 일반적으로 매우 작아서 작은 변화도 탐지가 가능한 반면, 호텔링의  $T^2$ -통계량은 큰 분산의 값들을 가지고 있어 어떤 사건을 탐지하려면 매우 큰 변화를 요구하기 때문이다(Ruiz, 2008).

본 논문에서는 다변량 통계적 공정관리 기법의 세 단계 중에서 첫 번째와 두 번째 단계에 대해 연구를 실시하였다. 세 번째 단계는 실시간 자료가 이상 상태일 경우 각 변수가 이상상태에 영향을 주는 기여도를 확인하는 과정이며 기여도 차트를 통해 확인

할 수 있다. 기여도 차트는 실시간자료에서 자료를 표준화하여 0을 기준으로 표준화된 값을 확인함으로써 알 수 있다. 본 연구에서는 분석 모형 구축 시, 실시간으로 계속되는 상시계측시스템의 센서 네트워크 자료의 특성상 새로운 자료가 관측되면 새로운 관측치를 포함하도록 하였다. 이 때 가장 적합한 분석 모형을 구축하기 위해 처음부터 새로운 관측치까지의 모든 데이터를 누적하여 포함하는 방법과 새로운 관측치 입력시 일정 범위의 데이터만을 이용하는 방법으로 구분하여 모형을 구축하였다. 이와 같이 갱신된 주성분 분석 모형을 구축하여 고유값(eigenvalue)과 고유벡터(eigenvector) 또는 로딩값(loading vector)을 통해 새롭게 갱신된 주성분 분석 모형을 얻을 수 있다.

### 3.1. 데이터 기반의 다변량 통계적 모델링 구축 (Multivariate statistical modeling using data-driven method)

다변량 통계적 공정관리 기법은 센서 네트워크(sensor network)로부터 얻어지는 실시간 자료에 대해 어떤 이상 징후 또는 사건을 감지하기 위한 감시제어 시스템(supervisory control system)의 알고리즘으로 활용될 수 있다. 다변량 통계적 공정관리 기법의 첫 번째 단계는 주성분 분석을 이용하여 정상적인 조건을 기반으로 모형을 구축하는 것이다. 센서 네트워크 자료는 상시계측시스템의 특성상 실시간으로 계속되는 자료이므로 실시간으로 자료가 계속될 때마다 모형을 갱신하여 최신 모형을 활용할 수 있다. 주성분 분석에 대한 자세한 설명은 3.1.1~3.1.3절에서 다루도록 하겠다.

#### 3.1.1 주성분 분석의 정의

다변량 통계적 공정관리 기법의 첫 번째 단계는 주성분분석을 이용하여 정상 또는 일반적인 조건 기반으로 모형을 구축하는 것으로, 본 논문에서는 실시간으로 적응(adaptive)이 가능한 동적(dynamic) 주성분 모형을 활용하였다.

주성분분석(Principal Component Analysis, PCA)이란 해석하고자 하는 다차원의 데이터를 내포된 정보의 손실을 가능한 적게 해서 저차원의 데이터로 축약하는 다변량 통계 분석 방법의 한 종류이다. 여러 다변량 변수들을 몇 개의 일차결합을 통해 간단한 구조를 갖도록 자료를 축약하면 자료의 분석 및 이해에 도움이 된다. 주성분 분석은 다변량 분석기법 중 평균과 분산을 이용한 통계적 기법으로 데이터의 차원축소를 통해 저차원 상에서 변수의 관계를 규명하는 방법으로 Karhunen-Loeve 변환 또는 Hotelling 변환이라고도 한다(Sun et al., 2002).

주성분분석의 이해를 돕기 위한 한 예로 바지를 구매할 경우 원칙적으로 하반신 길



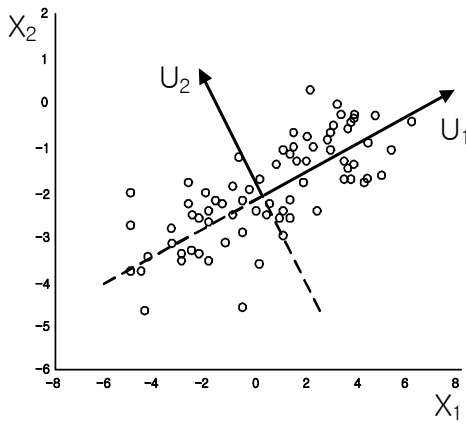
이, 허리둘레, 엉덩이둘레, 밑위길이 등의 신체치수가 필요하다. 그러나 하반신 길이, 허리둘레 등 이러한 하체 신체치수들은 서로 상관되어 있어 각 변수들의 선형조합으로 새로운 변수, 즉 주성분을 통해 자신에게 맞는 사이즈의 옷을 선택할 수 있다. 이것은 허리둘레와 밑위길이 등이 서로 상관되어 모든 치수들을 알 필요 없이 몇 개 특정 부위 치수들의 선형조합으로 이루어진 새로운 변수를 통해 우리가 원하는 크기의 옷을 살 수 있기 때문이다.

또 다른 예로, 200대 기업의 재무 상황을 평가하기 위하여 각 기업으로부터 유동비율, 부채비율, 총자본순이익률, 자본회전율, 부가가치율, 자기자본비율 등 30개 재무변수를 측정하여 비교해야 한다. 그러나 30개의 변수들이 개별적으로 얼마나, 어떻게 재무상황에 영향을 미치는지 평가하는 것은 매우 번거로운 일이다. 이러한 30개의 재무변수들 역시 서로 상관되어 있으므로 안정성비율이나 현금흐름, 생산성비율 등을 나타내는 2, 3개 정도의 변수들의 선형결합으로 구성된 주성분인 합성지표를 개발함으로써 기업들의 재무적 특성을 한 눈에 파악할 수 있다. 따라서 주성분 분석은 이와 같이 서로 상관되어 있는 다변량 변수들이 가지고 있는 주요성분의 추출을 목적으로 한다. 여기에서 주성분은 상기의 예처럼 하반신의 체위특성을 반영하는 허리둘레와 같은 하나의 변수일 수도 있으며 여러 변수가 결합된 생산성비율과 같은 새로운 2~3개 정도의 합성변수일 수도 있다(허명희와 양경숙, 2001).

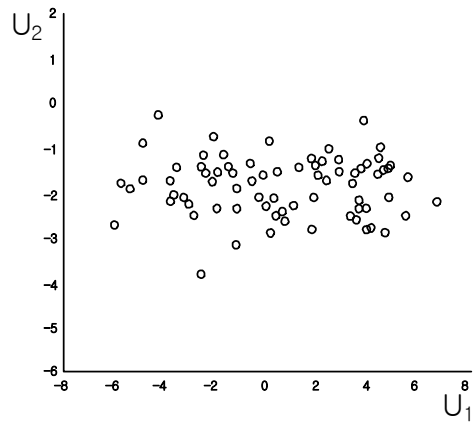
다차원 자료는 각 차원의 수만큼 존재하는 기준 축으로 특징 자료를 표현된다. 차원 축소라는 기법을 통해 새로운 기준 축으로 줄이는 것으로 다변량 자료의 주성분에 해당하는 주축을 주성분 분석이라는 통계적 방법에 의해 구하고 이 주축 방향으로 다변량 자료를 사영하여 차원을 축소한다. 즉, 원래의 데이터를 완전히 표현하기 위해  $p$ 개의 성분이 필요하다고 할 때 정보의 손실이 최소가 되도록 결정한 몇 개의 주성분으로 요약한다. 따라서 주성분 분석은 원래의 데이터가 포함하는 정보와 거의 같아지도록 구성하면 훨씬 간단한 형태의 축약된 자료를 구성할 수 있다는 것을 의미한다. 이와 같이 축소된 차원 데이터는 고차원의 데이터가 가지는 정보는 유지하면서도 고차원 데이터 처리에서 발생하는 문제를 해결할 수 있다는 장점을 가지고 있다(신상일, 2006).

Fig. 3.2는 주성분 분석의 개념을 표현하고 있는 그림으로  $U_1$ 은 변동량이 가장 큰 축이며  $U_2$ 는 그 다음으로 변동량이 큰 축이다. 이 축들은 기저 벡터가 되는 축으로 반드시 서로 수직(직교)을 이루어야 하며 Fig. 3.2(b)처럼 주성분으로 이루어진 새로운 축으로 특징 벡터를 회전하여 변환할 수 있다. 따라서 주성분들끼리는 서로 독립이라는 장점을 가지고 있다. 특징벡터에서 가장 유용한 성분은 가장 큰 분산 값을 가지는 성분이므로 Fig. 3.2(a)에서  $U_1$ 은 제1주축으로 특징 벡터의 최대 변량을 표현하며, 제2주축  $U_2$ 는 제1주축이 표현하지 못한 변량을 표현한다.

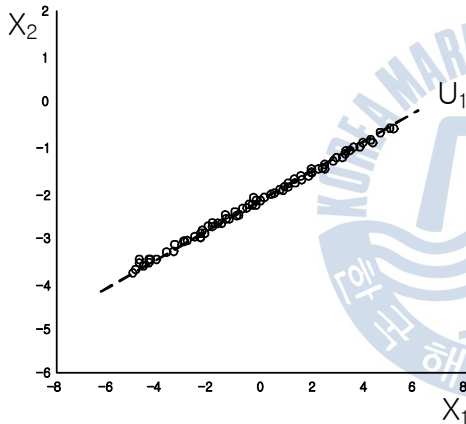




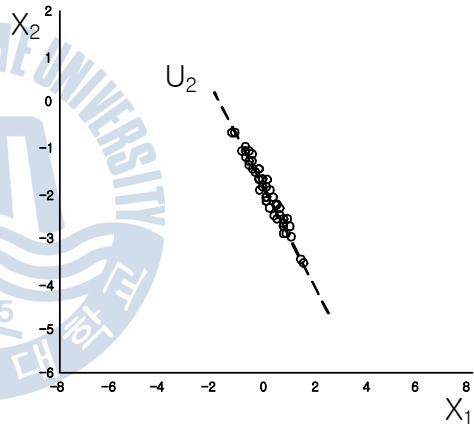
(a) Data distribution & principal components



(b) Axis transformation to principal components  $U_1$  and  $U_2$



(c) Data reduction to principal component  $U_1$



(d) Data reduction to principal component  $U_2$

Fig. 3.2 Fundamental concept of Principal component analysis

### 3.1.2 주성분 분석의 방법

차수가  $n \times j$ 인 임의의 행렬  $\mathbf{X}$ 는 차수가  $n \times k$ 인 스코어 행렬(score matrix)  $\mathbf{T}$ 와 차수가  $j \times k$ 인 로딩 행렬(loading matrix)  $\mathbf{P}$ 의 선형결합으로 표현될 수 있다. 여기서,  $n$ 은 전체 관측값의 개수,  $k$ 는 주성분의 개수,  $j$ 는 변수의 개수를 의미한다. 첫 번째 주성분(first component)은 자료를 가장 많이 설명해주는 성분을 의미한다. 두 번째 주

성분은 두 번째로 자료를 많이 설명하는 성분을 의미한다. 같은 의미로 세 번째, 네 번째 등과 같은 주성분들을 해석할 수 있다. 주성분의 개수인  $k$ 는  $n$  또는  $j$  둘 중 하나보다 작거나 같은 개수를 가진다.

일반적으로 자료행렬  $\mathbf{X}$ 는 식(3.1) 및 Fig. 3.3과 같이 몇 개의 주성분으로 구성될 수 있으며,  $\mathbf{E}$ 는 차수가  $n \times j$ 인 잔차행렬(residual matrix)을 의미한다(Nomikos and MacGregor, 1994; Kourti, 2002).

$$\mathbf{X} = \mathbf{TP}^T + \mathbf{E} \quad (3.1)$$

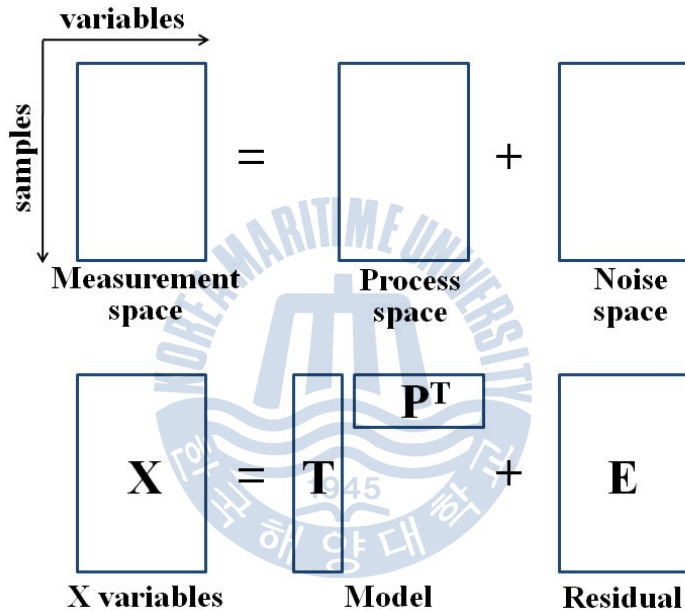


Fig. 3.3 Decomposition of  $\mathbf{X}$  into a process subspace and a noise subspace,

주성분 분석에서 주요 성분의 개수를 결정하는 방법은 여러 가지가 있으나 (Malinowski, 1991), 본 연구에서는 자료의 변동이 70%, 80% 그리고 90% 이상인 주성분의 개수를 사용하도록 하였다.

일단 주성분 분석을 통해 주성분의 개수가 결정되고 최종 모형이 구축되고 나면 새로운 관측치들에 대한 스코어 값은 식(3.2)를 이용하여 계산할 수 있다(JiJi, et al., 2003).

$$t_{new}^T = x_{new}^T P (P^T P)^{-1} \quad (3.2)$$

여기서  $x_{new}$ 는 새로 관측된 자료를 의미하여  $P$ 는 기존의 과거이력자료로부터 계산된 적재값 행렬을 의미하며,  $t_{new}^T$ 는 새로 관측된 자료를 통한 스코어 값을 나타낸다.

### 3.1.3. 최근 적용분야

국내에서는 이와 같은 주성분 분석법을 이용하여 이도현(2007)이 지뢰 이미지의 주성분을 추출하여 인식왜곡요인을 제거하고 인식률을 높일 수 있는 지뢰인식시스템을 제안한 바 있다. 또한 택지개발지역의 환경 특성 및 주요 변동요인을 해석하여 효율적인 환경영향조사의 기초자료를 분석하는데 적용된 바 있다(조일형 등, 2005). 이재영 등(2005)은 일본 하천의 오염원에 의한 수질특성에 대하여 주성분 분석을 실시하여 주요 하천관리인자를 도출하였다. 박현옥과 류찬수(2005)는 하계 강수량 순변화의 유형과 특징 분석에 적용한 바 있다. 국외의 경우, Muniz & Nadal(2009)이 하지골절 환자들과 제어집단들 사이 수직 GRF(Ground Reaction Force) 패턴을 판별하기 위해 적용하였다. Tian et al.(2008)은 수분을 함유한 현탁액의 형태의 카마제핀 무수물의 수화물 형태 변형을 분석하는데 적용하였다. 또한 주성분 분석을 이용한 데이터의 분리와 복원을 통해 센서의 오작동 감지를 위해 사용되기도 하였다(Harkat et al., 2007).

## 3.2 이상 검지를 위한 다변량 통계적인 공정관리 기법 (Multivariate statistical process control for fault detection)

Kourti & MacGregor(1995b)는 주성분 분석에 기초하여  $T^2$  통계량 기반 통계모니터링 방법을 개발하였다. 이러한 다변량 통계분석은 여러 개의 변수들이 서로 높은 상관관계를 가지고 있을 경우, 효과적으로 다룰 수 있는 분석 방법이다. 따라서 다변량 통계분석을 이용할 경우 여러 개의 변수들을 함께 이용하여 공정을 보다 정확하게 모니터링 할 수 있게 된다. Fig. 3.4는 주성분 분석에 기반하여 공정모니터링 차트를 이용한 공정진단방법을 표현한 것이다.  $T^2$ 와  $Q$  통계량을 통해 둘 중 하나의 통계량에 한계선(control limit, UCL)을 넘을 경우는 공정 이상상태로 간주되며, 이때 각각의 변수들이 0을 기준으로 표준화된 값을 통해 기여도 분석(contribution plot)으로 나타냄

으로써 어떤 변수들에 의해 이상이 생겼는지 쉽게 관찰할 수 있다. 따라서 기여도 분석을 통해 그 기여도가 가장 큰 변수들을 선정하고 공정상황의 변화 추이를 살펴보면서 이를 정상적인 상태와 비교하여 결론을 도출하는 과정을 거치게 된다. 비록 기여도 분석이 공정 이상상태에 대한 정확한 결과를 직접적으로 보여주지는 않지만 가능한 원인들에 대한 정보를 제공하기 때문에 공정을 진단하는데 드는 시간과 노력을 크게 줄일 수 있는 장점을 가진다(유창규 등, 2008).

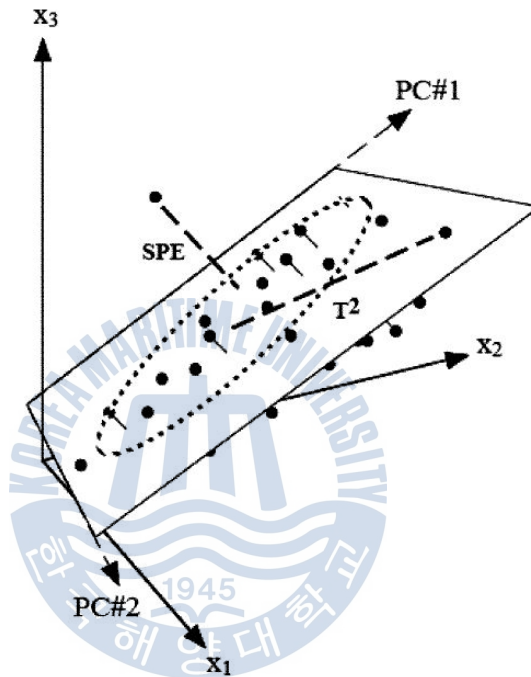


Fig. 3.4 Geometrical interpretation of PCA with the concept of  $T^2$  and  $Q$  measures, respectively

### 3.2.1 Hotelling's $T^2$ statistics

다변량 통계적 공정관리 기법의 역할은 센서 네트워크로부터 얻어지는 실시간 자료가 일정 기준에서 벗어남에 따라 어떤 사건 또는 고장과 같은 이상징후가 발생했음을 감지하고 판단하는 것이다. 여러 문헌 등에서  $D$ -통계량으로 불리는 호텔링의  $T^2$  통계량은 새로운 관측값이 정상상태에서 얻어진 과거 이력자료와 얼마나 비슷한지를 판단하는 통계량으로 활용된다. 호텔링의  $T^2$ -통계량은 과거 이력자료와 새로운 관측값

과의 마하라노비스 거리(Mahalanobis distance)를 의미하며 식(3.3)과 같이 계산된다.

$$D_{new} = t_{new}^T S^{-1} t_{new} \quad (3.3)$$

여기서  $S$ 는 과거 이력자료에서 주성분분석을 위해 설정된 모형으로부터의 스코어(score) 값에 대한 공분산행렬을 나타내며,  $t_{new}$ 는 새로운 측정값을 위한 평균으로 중심화된 예측 스코어 벡터값을 의미한다.

새로운 관측값이 정상적인 모형으로부터 매우 다르다고 판단할 수 있는 것은 센서 네트워크 자료에 대한 이상여부를 판단하는데 있어 매우 중요한 측면으로 고려될 수 있다. 따라서 호텔링의  $T^2$  통계량에 근거한 임계값(critical limit)을 찾는 것이 중요하다. 호텔링의  $T^2$  통계량은  $F$  분포를 따른다고 알려져 있으며 식(3.4)에서와 같이 임계값을 계산할 수 있다(Tracy et al., 1992).

$$D_{UCL} = \frac{k(n-1)}{(n-k)} F_{(k, n-k, \alpha)} \quad (3.4)$$

여기서,  $F_{(k, n-k, \alpha)}$ 는  $\alpha$  분위수에서 자유도가  $k$ 와  $n-k$ 인  $F$  분포의 임계값(critical value)을 나타내며,  $n$ 은 전체 관측값의 개수,  $k$ 는 주성분 분석 모형에서 사용된 주성분의 개수를 의미한다.

각각의 새로운 추정값을 과거이력자료와 비교하면서 호텔링의  $T^2$  통계량을 실시간으로 모니터링하게 된다면 호텔링의  $T^2$  통계량은 사건 또는 고장과 같은 이상징후의 판단을 알려주는 사건 지시자(event indicator)로 활용될 수 있다.

### 3.2.2 $Q$ -statistics

호텔링의  $T^2$ -통계량과 비슷하게 이상징후 판단을 위해  $Q$ -통계량을 활용할 수도 있다. 호텔링의  $T^2$ -통계량과는 달리  $Q$ -통계량은 식(3.5)와 같이 실제 관측값과 추정값( $x_{new}$ )과의 차이를 모니터링하면서 이상징후를 판단할 수 있다. 즉,  $Q$ -통계량은 식(3.6)과 같이 실제 관측값과 추정값의 차이의 제곱을 통해 계산할 수 있으며  $Q$ -통계량은 추정값이 과거 이력자료로부터 얻어진 정상적인 모형에 얼마나 잘 맞는지를 확인하는 척도로 사용될 수 있다.

$$e_{new} = x_{new} - t_{new}^T P^T \quad (3.5)$$

$$Q_{new} = e_{new} e_{new}^T \quad (3.6)$$

정상 조건 하에서  $Q$ -통계량은 근사적으로 카이제곱분포를 따르며 그에 따른 임계값은 가중된 카이제곱 분포를 통해 추정될 수 있다(Nomikos, 1996). Jackson and Mudholkar(1979)에 의해 제안된 근사식은  $Q$ -통계량의 상한값(upper limit)에 대한 임계값을 계산하는데 사용되었으며 식(3.7)과 같이 표현된다(Nomikos and Macgregor, 1995a).

$$Q_\alpha = \theta_1 \left[ 1 + \frac{\theta_2 h_0 (1 - h_0)}{\theta_1^2} + \frac{z_\alpha (2\theta_2 h_0^2)^{1/2}}{\theta_1} \right]^{1/h_0} \quad (3.7)$$

여기서,  $z_\alpha$ 는 정규분포의  $(1-\alpha)$ 분위수에 해당하는 값을 의미하며,  $h_0, \theta_1, \theta_2, \theta_3$ 는 식(3.8)과 같은 값을 의미한다.

$$h_0 = 1 - \frac{2\theta_1\theta_3}{3\theta_2^2}, \quad \theta_1 = \sum_{i=k+1}^j \lambda_i, \quad \theta_2 = \sum_{i=k+1}^j \lambda_i^2, \quad \theta_3 = \sum_{i=k+1}^j \lambda_i^3 \quad (3.8)$$

여기서,  $\lambda_i$ 는 주성분 분석에서 얻어진 고유값(eigenvalue)을 의미하며,  $p$ 는 변수의 개수를 의미하며,  $j$ 는 주성분 분석에서 사용된 주성분의 개수를 의미한다(JiJi, et al., 2003).



## 제 4 장 데이터분석 절차 및 방법

### 4.1 데이터분석 조건 및 절차

본 연구에서는 계측시스템이 구축된 사면의 측정데이터 분석을 통해 적시에 이상징후를 감지할 수 있는 다변량 통계분석이라는 새로운 기법을 제시하고자 한다. 이를 위한 연구 수행절차는 Fig. 4.1과 같다. 먼저 분석하고자 하는 대상 사면의 측정된 계측데이터를 입력한다. 대상사면은 계측시스템 설치 후 붕괴이력이 있는 5개의 현장으로 선정하였다. 입력된 데이터는 각 단면별로 분류하여 정렬하고 부분적으로 혹은 전체적으로 유실된 결측치를 처리한다. 부분적으로 한 두 개 센서의 측정값이 유실된 결측치의 경우 해당 센서의 이전 데이터를 사용하였다. 또한 전체 데이터가 유실된 경우는 제외하고 해석하였으며, 붕괴일자가 이에 포함될 경우 붕괴 이후 가장 최근의 데이터를 붕괴시의 데이터로 판단하여 분석을 실시하였다. 그런 다음, 분석대상 센서인 지표면 신축계의 측정오류를 단면별로 수정하였다. 동일 단면상에 연결된 센서들의 측정오류에 대한 내용은 4.3절에 상세히 서술하였다.

수정된 데이터는 일정 범위로 지정하여 분석모델을 구축한다. 앞서 언급한 바와 같이 주성분 분석은 데이터 기반 해석방법으로 일정 범위 데이터들간의 상관관계를 분석하여 해석모델을 설정하게 된다. 각 사면의 측정데이터는 서로 다른 주기로 저장되어 있으며 짧게는 1회/일부터 적게는 1회/5일 주기로 저장되어 있다. 해석모델을 설정하기 위해 데이터를 선택할 경우, 데이터의 개수로 지정하거나 일정 기간으로 설정이 가능하다.

해석모델에 사용되는 데이터의 범위가 결정되면 해당 데이터들을 표준화시킨 후, 공분산행렬을 구하게 된다. 공분산이란 두 개 이상의 변량 데이터가 주어질 경우에 각 변량이 상호 어떤 관계를 가지며 변화하는가를 나타내는 통계적 측도이다. 본 연구에서와 같은 다변량 분석에서 공분산행렬은 확률변수를 두 개이상 고려한 벡터에서 차원의 각 특징간의 관계를 나타낸다. 그런 다음, 공분산에 대한 고유값과 고유벡터를 산출한다. 여기에서 고유벡터는 변수 각각의 적재값(loading vector)을 의미하며 고유값은 해당 적재값의 총 분산의 정도를 의미한다. 분석모델을 설정하기 위한 주성분의 수는 고유값의 3가지 누적기여율 70%, 80%, 90%까지로 구분하여 선택하였다.

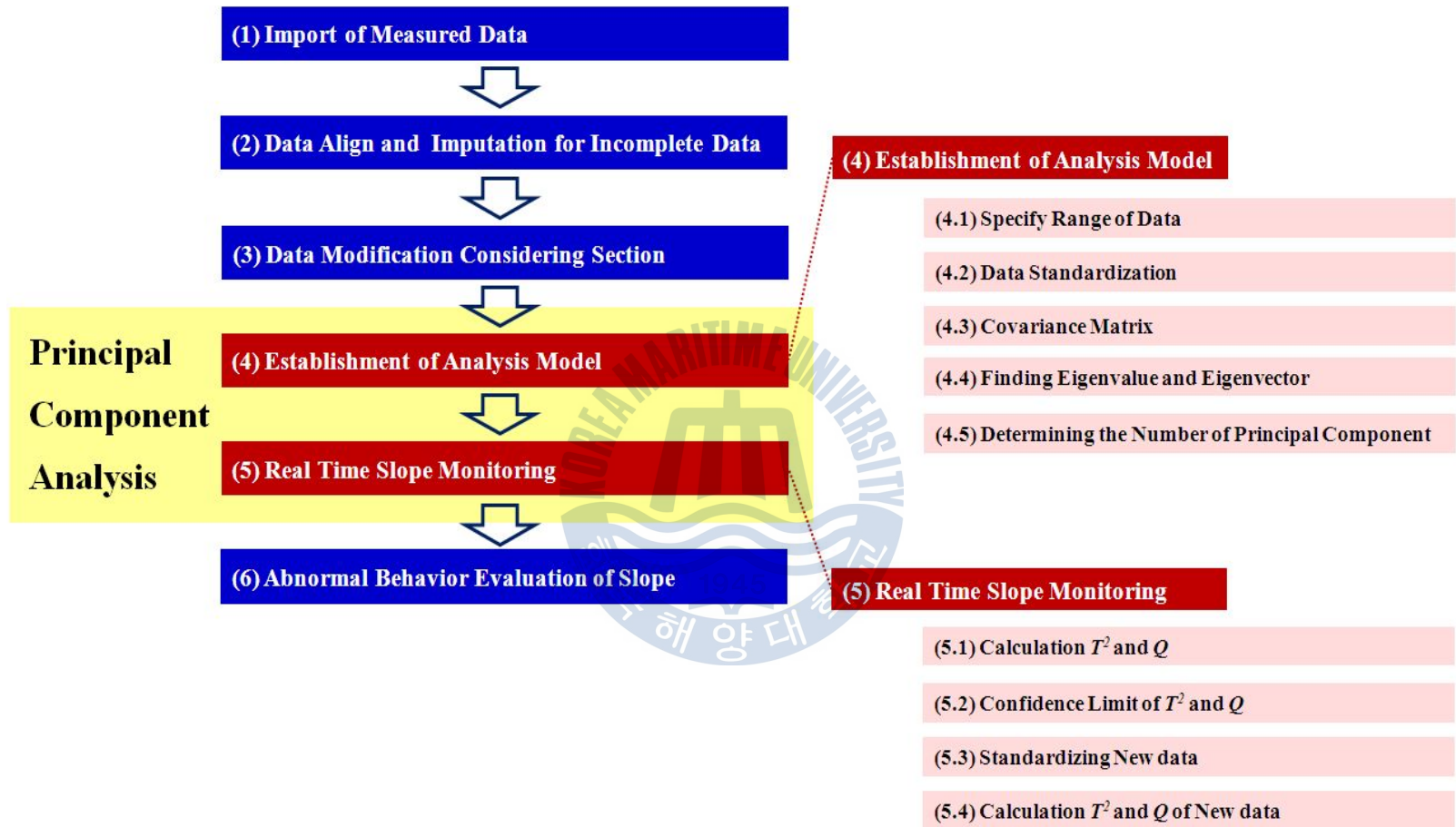


Fig. 4.1 Data analysis flow chart

본 연구에서 실시한 조건별 분석절차는 Fig. 4.2와 같다. 붕괴이력을 가진 5개의 사면을 대상으로 누적 데이터, 25개의 데이터, 90일의 데이터를 기준으로 해석모델을 설정하였다. 이 때 각각의 해석모델을 설정하기 위한 주성분의 수는 고유값의 누적기여율을 즉, 데이터의 설명비율 70%, 80%, 90%까지 선택하였다. 즉 각 대상사면에 대하여 9가지의 경우로 구분하여 분석을 실시한 후, 비교·검토하였다.

주성분 수가 결정되면 이상 발생 감지를 위해  $T^2$ -통계량과  $Q$ -통계량을 계산하고 관리한계선을 산정한다. 관리한계선은 이상 데이터 판단을 위한 것으로 한계선 내에 값이 분포하면 정상상태로 판단하며 한계값을 초과하게 되면 이상발생으로 판단된다. 이 때  $T^2$ -통계량과  $Q$ -통계량의 관리한계값은 95.0%, 99.0%, 99.9%의 신뢰구간으로 설정한다. 99.9%의 관리한계선은 95%의 관리한계선에 비해 더욱 엄격한(restrict) 측면의 한계선을 의미한다. 따라서  $T^2$ -통계량 또는  $Q$ -통계량이 95.0%, 99.0%, 99.9%의 한계선을 넘어서면 각각 1단계 이상징후, 2단계 이상징후, 3단계 이상징후로서 판단하였다.

$T^2$ -통계량과  $Q$ -통계량 및 각 관리한계값이 결정되면, 사면의 상태판단을 위한 새로운 측정값을 표준화한 후 새로운 값에 대한  $T^2$ -통계량과  $Q$ -통계량을 계산한다. 이 때 새로운 값에 대한  $T^2$ -통계량과  $Q$ -통계량이 각각의 관리한계선을 초과하게 되면 초과된 한계선 단계에 따른 이상 발생으로 판단하게 된다.

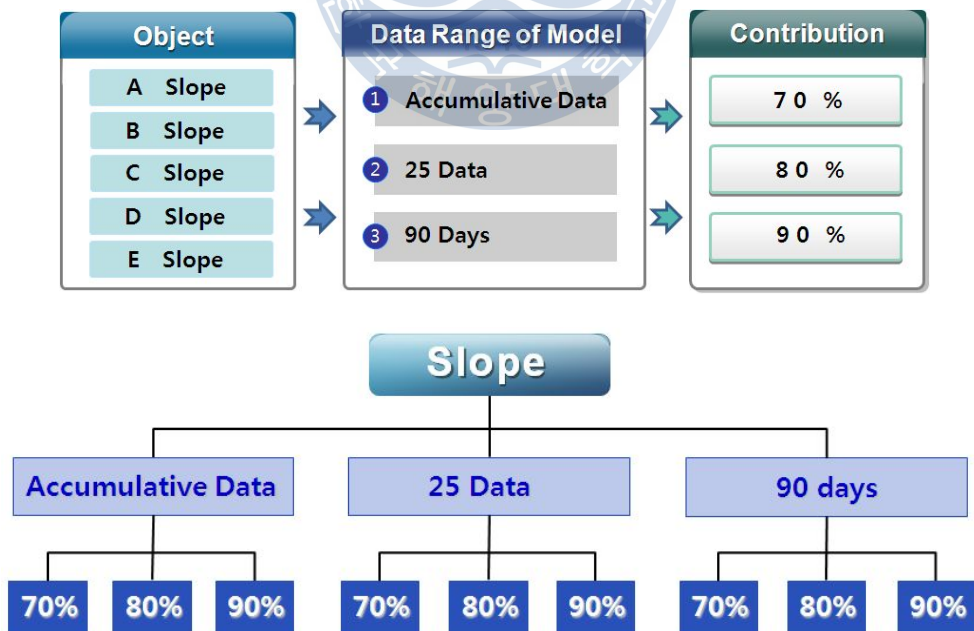


Fig. 4.2 Data analysis condition and procedure

## 4.2 해석모델 데이터 범위 설정

다변량 통계분석은 데이터 기반 해석방법으로 대상 구조물이 정상상태일 때의 데이터를 일정 범위로 지정하여 분석모델을 구축한다. 각 사면의 측정데이터는 서로 다른 주기로 저장되어 있으며 많게는 1회/일부터 적게는 1회/5일 주기로 저장되어 있다. 해석모델을 설정하기 위해 데이터를 선택할 경우, 데이터의 개수로 지정하거나 일정 기간으로 설정이 가능하다. 또한 일정 구간까지의 데이터만을 대상으로 정적 모델을 설정하여 그 이후 측정된 데이터들에 대해 동일한 정적 해석모델을 대입하여 상태를 판단할 수도 있다. 본 연구에서는 실시간으로 측정데이터가 입력되는 상시계측시스템의 특성을 반영하여 새로운 데이터가 입력될 때마다 그 값을 반영하여 해석모델이 갱신되도록 설정하였다. 또한 가장 적합한 해석모델을 설정하기 위해 처음부터 새로운 관측치까지의 모든 데이터를 누적하여 포함하는 방법과 새로운 관측치 입력시 모형 구축을 위한 일정 범위 이전의 자료를 제거하여 일정 범위의 데이터만을 이용하는 방법으로 구분하여 모형을 구축하였다.

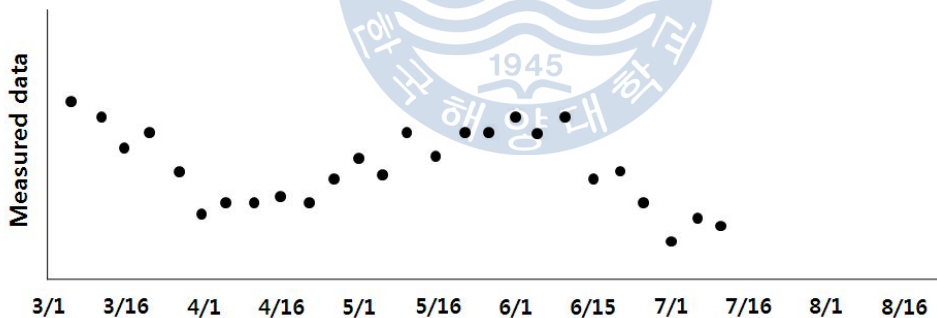
본 연구에서는 해석모델을 설정하기 위해 데이터 범위를 1) 누적 데이터, 2) 25개 데이터, 3) 90일 데이터로 구분하였다.

1) 누적 데이터 기준의 해석모델은 최초로 입력된 데이터를 시작으로 25개의 데이터가 누적된 이후 26번째 측정데이터부터 상태분석이 가능하다. Fig. 4.3(a)에서와 같이 일정 기간 측정된 데이터의 경우, 첫 번째 측정 데이터가 입력되는 3월 5일을 시작으로 7월 6일까지 25개의 데이터가 누적된 후 7월 10일 측정치인 26번째 데이터부터 이상여부 판단이 가능하다. 이 때 Fig. 4.3(b)에 나타난 바와 같이 25개의 데이터를 이용하여 해석모델을 설정한다. 해석모델은 데이터 개수에 기반하므로 기간과는 무관하다. 따라서 측정주기가 서로 다른 사면의 경우 분석대상기간이 달라질 수 있다. 이 후 Fig. 4.3(c)에서와 같이 7월 16일 새로운 데이터가 입력될 경우 1) 누적 데이터 기준 해석모델의 경우, 해석모델이 확장되어 7월 10일의 측정데이터까지 포함하여 총 26개의 데이터를 이용하여 해석모델을 갱신하게 된다(Fig. 4.3(d) 참조). 이 후 새로운 데이터가 입력됨에 따라 점점 해석모델이 확장되어 약 1개월 후인 8월 16일의 측정데이터가 입력될 때 첫 측정데이터인 3월 5일의 데이터를 시작으로 8월 10일까지 32개의 데이터를 이용하여 해석모델을 설정하게 된다(Fig. 4.3(e) 참조).

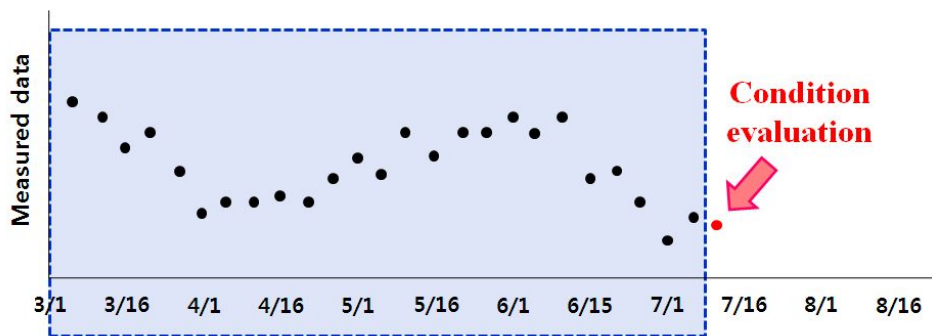
2) 25개 데이터 기준 해석모델에서도 1) 누적 데이터 기준 해석모델과 동일하게 최초로 입력된 데이터를 시작으로 25개의 데이터가 누적된 이후 26번째 측정데이터부터 상태분석이 가능하다. 따라서 Fig. 4.3(b)에 나타난 바와 같이 3월 5일부터 7월 6일까

지 25개의 데이터가 누적된 후 이 25개의 데이터를 이용하여 해석모델을 설정하여 26 번째 측정치인 7월 10일 데이터의 이상여부를 판단한다. 그러나 Fig. 4.3(c)에서와 같이 7월 16일 새로운 데이터가 입력될 경우 Fig. 4.3(f)에 나타난 바와 같이 7월 10일의 측정데이터를 포함하고 이전의 자료인 3월 5일 데이터를 제거하여 25개의 데이터 개수를 맞추어 해석모델이 갱신된다. 이와 같이 2) 25개 데이터 기준 해석모델에서는 이 후 새로운 데이터가 입력됨에 따라 해석모델의 데이터 범위가 25개 수량에 맞추어 함께 이동하게 된다(Fig. 4.3(g) 참조).

3) 90일 데이터 기준 해석모델은 최초로 입력된 데이터를 시작으로 90일간의 데이터가 누적된 이후 측정데이터부터 상태분석이 가능하다. Fig. 4.3(a)와 같이 7월 10일까지의 데이터가 입력된 경우, 90일 전인 4월 10일부터 7월 10일 이전까지의 데이터를 이용하여 해석모델을 설정한다(Fig. 4.3(h) 참조). 이 때 해석모델은 측정 기간에 기반하므로 데이터 개수와는 무관하다. 따라서 측정주기가 서로 다른 사면의 경우 분석 데이터 개수가 달라질 수 있다. 이 후 Fig. 4.3(c)에서와 같이 7월 16일 새로운 데이터가 입력되면 7월 16일 이전 데이터인 7월 10일의 측정데이터를 포함하고 4월 16일 이전의 자료를 제거하여 다시 90일 기간을 맞추어 해석모델이 갱신된다(Fig. 4.3(i) 참조). 따라서 3) 90일 데이터 기준 해석모델도 새로운 데이터가 입력됨에 따라 해석모델의 데이터 범위가 90일 기간에 맞추어 함께 이동하게 된다(Fig. 4.3(j) 참조).

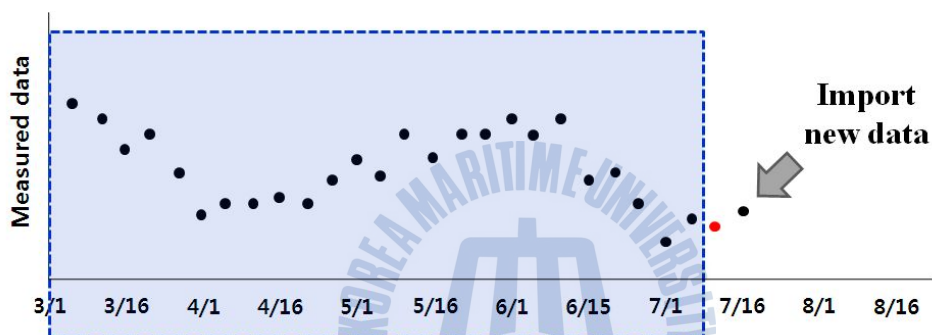


(a) Data import



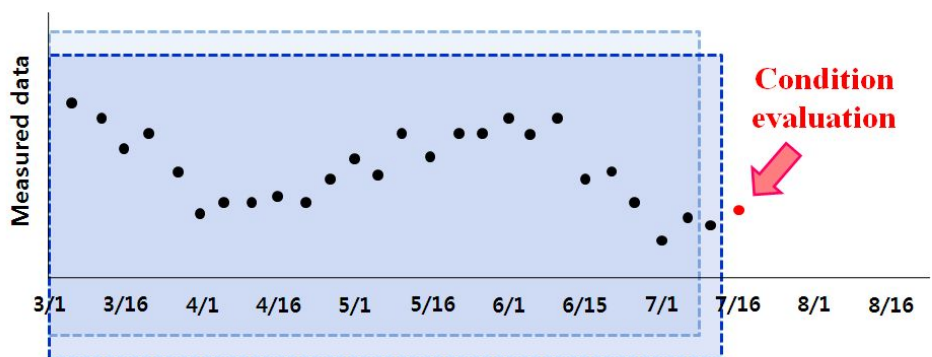
### Building analysis model(25 data)

(b) Establishment analysis model – accumulative data & 25 data



### Building analysis model(25 data)

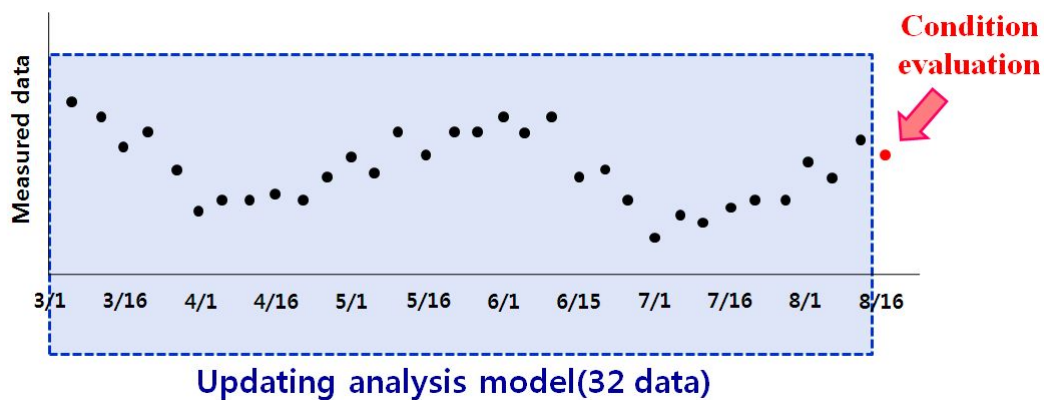
(c) Import of new data



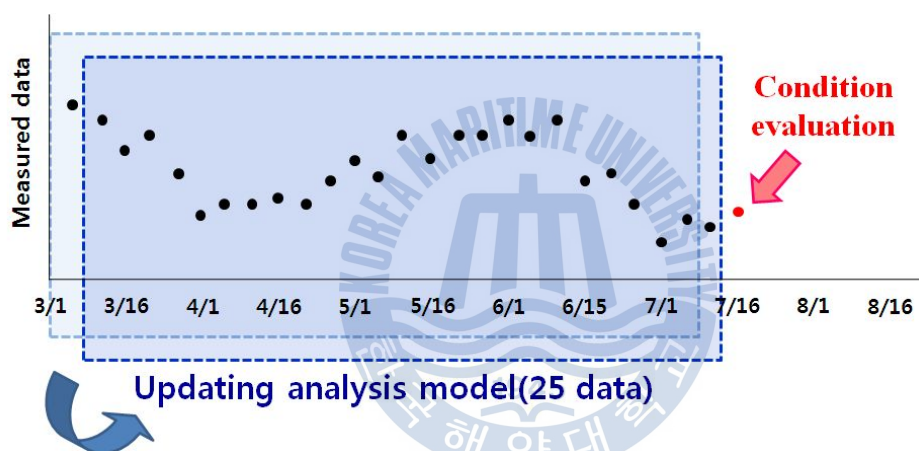
### Updating analysis model(26 data)

(d) Update of analysis model – accumulative data analysis model

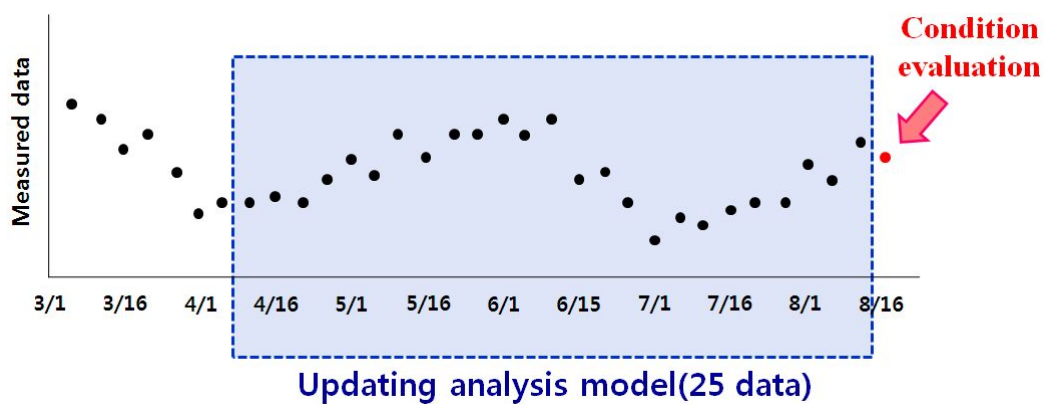




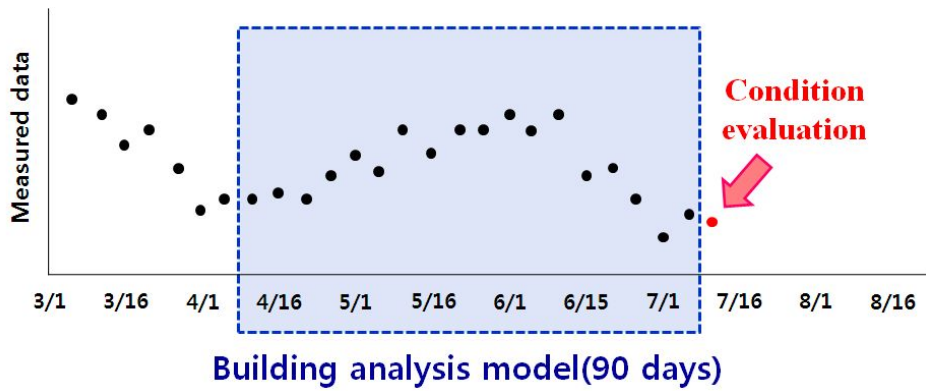
(e) Update of analysis model on August 16 – accumulative data analysis model



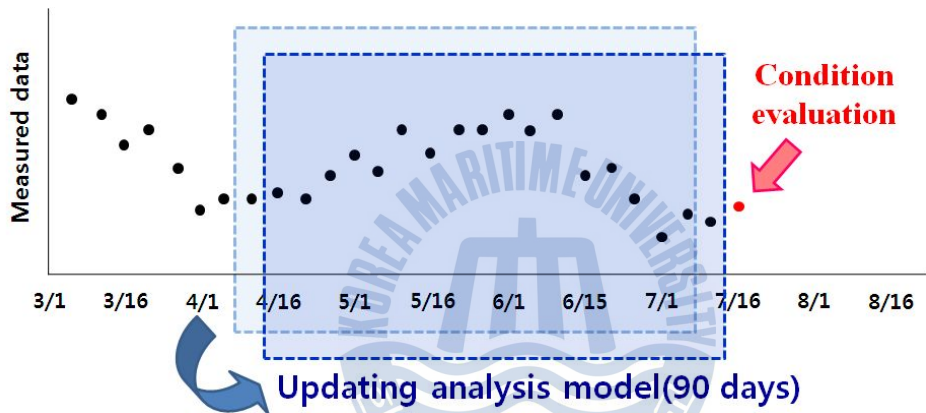
(f) Update of analysis model – 25 data analysis model



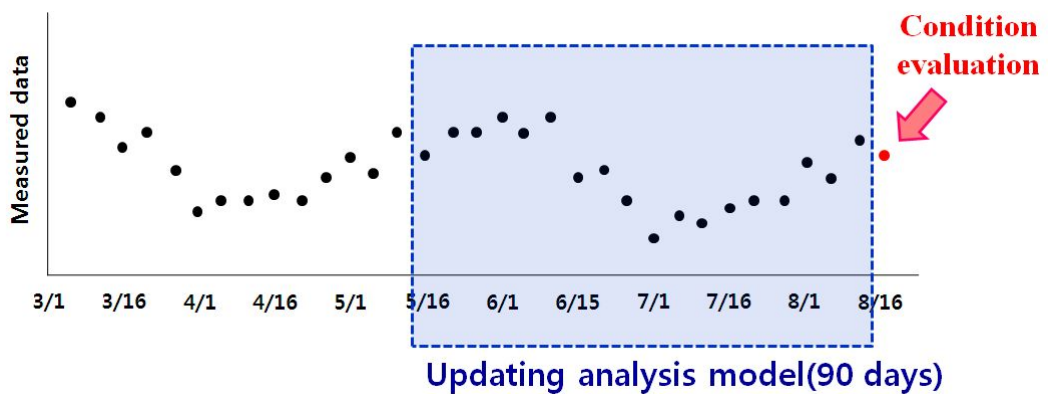
(g) Update of analysis model on August 16 – 25 data analysis model



(h) Establishment analysis model – 90 days analysis model



(i) Update of analysis model – 90 days analysis model



(j) Update of analysis model on August 16 – 90 days analysis model

Fig. 4.3 Establishment and update process of analysis models

## 4.3 단면을 고려한 데이터 수정

분석에 적용된 센서는 지표면 신축변위계(tension wire)이다. 지표면 신축변위계의 경우 센서 양단에 wire를 설치하고 wire의 길이 신축량을 측정하여 두 지점 간의 변위량을 나타내게 된다. 지표면 신축계의 설치 순서는 다음과 같다.

- ① 대상 사면에서 사면 조사를 실시하여 사면 활동범위를 예측하고 활동범위 밖에 홀(직경:100mm, 깊이:1.5~2.5m)을 천공하여 이동말뚝을 설치하고 기준 폴(reference pole)을 정한 후 이동말뚝 길이를 조절한다.
- ② 기준 폴에 wire를 연결하고 법면을 따라 다음 이동말뚝에 설치된 센서와 wire를 연결한다. 이 때 wire는 일정 긴장력을 갖도록 센서에서 약 20~30cm 가량 인발하여 연결한다.
- ③ 소단과 법면의 경계 혹은 사면 내의 단차로 인하여 wire 부가 굴곡되어지는 부분에서는 roller를 두어 지표변위에 의한 wire의 신축시 마찰을 최소화 한다.
- ④ ②항의 센서부가 부착된 이동말뚝에 새로운 wire를 연결하고 다음 센서가 부착된 말뚝으로 wire를 연결한다(연결방법은 ②항과 동일).
- ⑤ ②, ③, ④항을 반복하여 최초 설계에 맞도록 사면 내에 tension wire 센서 설치 및 구성을 완료한다.
- ⑥ 현장 내의 자동화시스템과 상황실을 연결하여 무선 데이터의 송·수신 상태를 확인 후 초기치를 0(zero)으로 세팅하여 계측을 실시한다.



Fig. 4.4 Boring for installation of pole

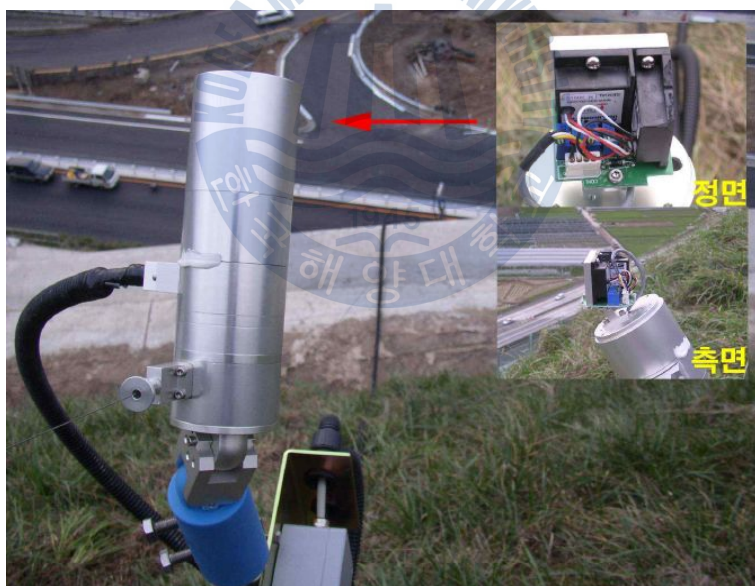


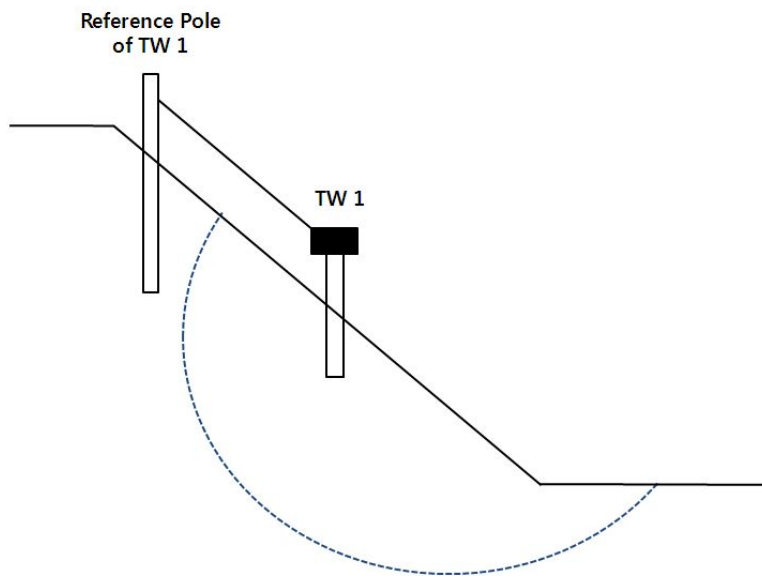
Fig. 4.5 Connection between sensor & wire



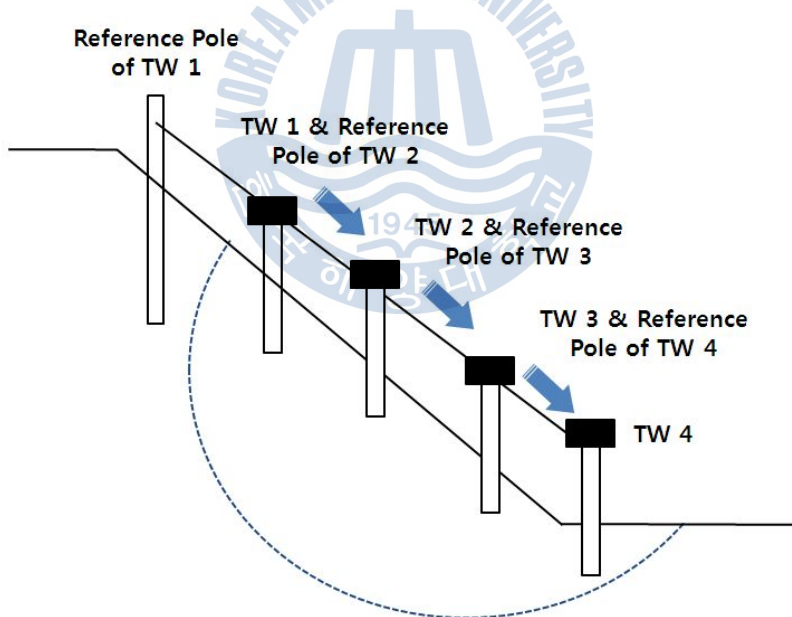


Fig. 4.6 Completion of tension wire sensor installation

상기에 언급한 바와 같이 기준 폴(reference pole)은 사면의 예상 활동범위 밖에 설치하여 움직이지 않는 기준점이 되어야 한다. 그러나 실제 지표면 신축계가 설치된 현장에서는 Fig 4.6과 같이 하나의 단면(section)을 이루는 각각의 센서들은 서로 wire로 연결되어 있다. Fig 4.7(a)와 같이 각 단면에 센서를 1개만 설치되어 있는 경우, Reference Pole은 예상 활동범위 밖에 위치하여 센서(TW 1)의 고정점이 된다. 따라서 센서(TW 1)가 이동함에 따라 wire의 길이변화량에 의해 지표면의 변위량을 측정하게 된다. 그러나 실제 계측현장에서는 Fig. 4.7(b)와 같이 같은 단면에 설치되는 계측기는 다수개로 서로 연결된다. 따라서 앞의 센서(TW 1)가 다음 센서(TW 2)의 기준 폴이 되게 된다. TW 2의 Reference Pole인 TW 1은 예상 활동 범위 안에 설치되어 있으므로 변위가 발생하여 이동하게 되면 실제 TW 2는 이동하지 않았음에도 불구하고 TW 1의 위치에서 변위가 발생하면 그 값이 TW 2의 측정값에 반영된다. 이것은 TW 3과 TW 4에서도 마찬가지이다. 따라서 본 연구에서는 같은 단면간 영향을 고려하여 기준 폴의 이동된 측정값을 반영하여 수정된 데이터를 대상으로 분석을 실시하였다.



(a) Placement of reference pole



(b) Movement of reference pole

Fig. 4.7 Effect of between sensors in common section



## 4.4 분석알고리즘 개발

본 연구에서는 R 프로그램을 사용하여 분석을 실시하였다. R 프로그램은 통계분석용 프로그램으로 배열 및 행렬로 표현된 데이터에 대하여 효과적인 연산자를 이용해 자료의 분석, 시뮬레이션 및 시각적 표현에 유용한 객체 지향적 프로그램이다. R 프로그램은 S언어를 기반으로 하고 있으며, 무료로 제공되는 공개 소프트웨어이다. R은 프로그래밍 언어이기 때문에 여러 상용프로그램과 같이 패키지가 미리 프로그램 해 놓은 절차에 제한을 받지 않는다. 따라서 사용자가 원하는 새로운 방법을 프로그램 하기가 상대적으로 쉽다. 또한 데이터 분석시 대화식 프로그램 수행을 하므로 한번에 하나의 프로세스를 수행하고 JAVA 등의 타 어플리케이션과 연동이 가능하여, 시스템화 하기에 용이하다.

Fig 4.8은 R 프로그램에서 계측데이터를 읽어들이서 표준화한 후, 주성분 분석을 실시하고 주성분의 수를 선택하기 위한 알고리즘이다. 먼저 엑셀파일로 저장된 계측데이터를 R object로 읽어들이는다. 그런 다음 해석모델을 설정하기 위한 일정 범위의 데이터를 추출하여 주성분 분석을 실시한다. 본 연구에서는 가장 적합한 해석모델을 설정하기 위해 4.2절에 언급한 3가지 범위인 1) 누적 데이터, 2) 25개 데이터, 3) 90일 데이터를 대상으로 주성분 분석을 실시하여 각각의 결과에 대해 데이터 설명비율 70%, 80%, 90%까지의 주성분 수를 선택하여 분석모델을 설정하였다. Fig. 4.8에서 ①은 1) 누적 데이터 기준 해석모델을 사용할 경우 1행부터 anal.i 행까지의 누적 데이터를 추출하는 과정을 나타낸다. Fig. 4.8에서 ②는 anal.i 행까지 25개 데이터 추출하는 것으로 2) 25개 데이터 기준 해석모델에 사용되며 ③은 3) 90일 데이터 기준 해석모델을 위해 anal.i 행 이전 90일 데이터 추출하는 과정을 나타낸다. 또한 Fig. 4.8의 “cs.vars > 0.8”는 데이터 설명비율이 80% 이상일 때를 나타내며 앞 서 언급한 바와 같이 본 연구에서는 0.7, 0.8 그리고 0.9로 달리하여 데이터 설명비율이 70%, 80%, 90%까지의 주성분 수를 선택하여 분석모델을 설정하였다.

Fig. 4.9는 이상 감지를 위해  $T^2$ -통계량과  $Q$ -통계량을 계산하는 과정을 나타낸다.  $T^2$ -통계량과  $Q$ -통계량의 구체적인 산정식은 3장의 식(3.3)과 식(3.5) 및 식(3.6)와 같다. Fig. 4.9에서  $T^2$ -통계량을 계산하기 위해 언급된  $x$ 는 주성분 분석에 의한 스코어(score) 값을 의미하며  $Q$ -통계량을 계산하기 위해 언급된 rotation은 주성분 분석에 의한 적재값(loading)을 의미한다.

```

anal.data <- read.xls("filename")

①anal.df <- anal.data[c(1:anal.i), ]

②anal.df <- anal.data[c(((anal.i - 25)+1):anal.i), ]

③collect.day <- anal.data[anal.i,$ANALDATE
  start.day <- as.character(as.Date(strptime(collect.day, "%Y-%m-%d"))) - 90)
  anal.df <- anal.df[((anal.data$ANALDATE > start.day) &
    (anal.data$ANALDATE <= collect.day)), ]

anal.st.data <- as.data.frame(apply(anal.df, 2, FUN = function(x)
  standize.f(x)))

pca.result <- prcomp(anal.st.data)

vars <- pca.result$sdev^2
vars.ratio <- vars/sum(vars)
cs.vars <- cumsum(vars.ratio)
pc.cnt <- min(which(cs.vars > 0.8))

```

Fig. 4.8 Algorithm for principal component analysis

```

for (pc in 1:pc.cnt) {
  temp.tscore <- ( ((pca.result$x[,pc])^2) / ((pca.result$sdev[pc])^2) )
  tscore <- tscore + temp.tscore
}

pca.loadings.k <- as.matrix(pca.result$rotation[,c(1:pc.cnt)])
anal.st.data.m <- as.matrix(anal.st.data)

for(n in 1:n.row) {
  r.ma <- (diag(nrow(pca.loadings.k)) - pca.loadings.k %*%
t(pca.loadings.k)) %*% (anal.st.data.m[n,])
  spe[n,2] <- t(r.ma) %*% (r.ma)
}

```

Fig. 4.9 Algorithm for  $T^2$ -statistic and  $Q$ -statistic calculation

Fig. 4.10은  $T^2$ -통계량과  $Q$ -통계량의 관리한계선을 산출하는 알고리즘을 나타낸다. 관리한계선은 이상 데이터 판단을 위한 것으로 한계선 내에 값이 분포하면 정상상

태로 판단하며 한계값을 초과하게 되면 이상발생으로 판단한다.  $T^2$ -통계량과  $Q$ -통계량의 관리한계선은 모두 95.0%, 99.0% 그리고 99.9%의 1, 2, 3의 3단계로 구분하여 제시하였다. 여기서 95.0%의 관리한계선은 보수적인 측면의 한계선으로 1단계 관리선이며, 99.9% 관리한계선은 엄격한(restrict) 측면의 한계선으로 3단계 관리선을 의미한다.  $T^2$ -통계량과  $Q$ -통계량의 각각의 관리한계값을 산정하는 구체적인 산정식은 3장의 식(3.4)과 식(3.7) 및 식(3.8)과 같다.

```
k <- pc.cnt
N <- n.row
alpha.1 <- 0.95
alpha.2 <- 0.99
alpha.3 <- 0.999
t2.ucl.1 <- (k*(N-1)/(N-k)) * qf(alpha.1, k, N-k)
t2.ucl.2 <- (k*(N-1)/(N-k)) * qf(alpha.2, k, N-k)
t2.ucl.3 <- (k*(N-1)/(N-k)) * qf(alpha.3, k, N-k)

theta.1 <- sum((vars[(pc.cnt+1):length(vars)])^1)
theta.2 <- sum((vars[(pc.cnt+1):length(vars)])^2)
theta.3 <- sum((vars[(pc.cnt+1):length(vars)])^3)
h.0 <- 1 - (((2*theta.1*theta.3)/(3*(theta.2^2))))
spe.ucl.1 <- theta.1 * (((h.0*qnrm(alpha.1)*sqrt(2*theta.2))/(theta.1))+1+
  (((theta.2*h.0*(h.0-1))/(theta.1^2))))^(1/h.0)
spe.ucl.2 <- theta.1 * (((h.0*qnrm(alpha.2)*sqrt(2*theta.2))/(theta.1))+1+
  (((theta.2*h.0*(h.0-1))/(theta.1^2))))^(1/h.0)
spe.ucl.3 <- theta.1 * (((h.0*qnrm(alpha.3)*sqrt(2*theta.2))/(theta.1))+1+
  (((theta.2*h.0*(h.0-1))/(theta.1^2))))^(1/h.0)
```

Fig. 4.10 Algorithm for confidence limits of  $T^2$ -statistic and  $Q$ -statistic

Fig. 4.8~Fig. 4.10까지의 과정을 거쳐 분석모델 및 이상판단기준 설정을 실시하였다. Fig. 4.11은 이렇게 설정된 분석모델 및 이상판단기준에 따라 새로운 데이터를 분석하고 상태를 판단하기 위한 알고리즘이다. 먼저 새롭게 입력된 데이터를 이전의 분석모델에서 사용한 데이터들에 의해 표준화한다. Fig. 4.11에서 standize.new.f는 신규데이터의 표준화 과정을 위해 만든 사용자 함수이다. 표준화된 신규데이터의  $T^2$ -통계량과  $Q$ -통계량은 분석모델 데이터에서와 같이 3장의 식(3.3)과 식(3.5) 및 식(3.6)를 통해 계산되어진다. 이렇게 계산된  $T^2$ -통계량과  $Q$ -통계량이 Fig. 4.10에서 결정된 관리한계값을 초과하게 되면 이상 발생을 나타내며 각각의 관리한계선별로 이상 정도

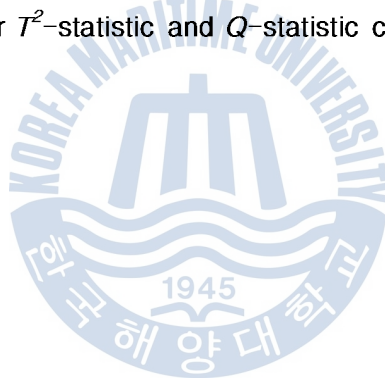
를 나타내게 된다.

```
anal.new.data <- anal.data[anal.i+1, ]
anal.new.st.data <- standize.new.f(anal.new.data)

tt <- as.matrix(anal.new.st.data) %*% (pca.loadings.k)
for(b in 1:pc.cnt) {
  temp.tscore.new <- (tt[b])^2 / ((pca.result$sdev[b])^2)
  tscore.new <- tscore.new + temp.tscore.new
}

r.ma.new <- (diag(nrow(pca.loadings.k)) - pca.loadings.k %*%
  t(pca.loadings.k)) %*% t(as.matrix(anal.new.st.data))
spe.new <- t(r.ma.new) %*% (r.ma.new)
```

Fig. 4.11 Algorithm for  $T^2$ -statistic and  $Q$ -statistic calculation of new data



## 제 5 장 현장적용 및 결과분석

### 5.1 지질 및 계측기 설치현황

A 사면은 국도 3호선에 위치하고 있으며, 행정구역상 충청북도 충주시 상모면 온천리에 해당한다. 총연장은 100m이고 최대높이 약 75m인 터널 입출구부의 사면이다. 절토사면을 구성하고 있는 암은 변성퇴적사암 및 탄질 셰일류이며, 단층면을 따라 암반이 이동(creep)하였으며 절토사면 상단부에 인장균열이 존재하고 있는 상태였다.

대상 사면은 터널입출구부의 절토사면으로 안전성 확보가 재해예방에 매우 중요한데 반해 사면의 최대 높이가 75m로서 비교적 높아 위험우려가 있었다. 또한 해당 사면 전면에 걸쳐 녹생토가 시공되어 있어 법면 관찰이 어려운 상황이다. 따라서 상시계측 시스템을 실시하여 슬라이딩에 대한 거동양상을 분석하고자 설치지구로 선정되었다.

Fig. 5.1과 Table 5.1에 나타낸 바와 같이 대상 사면에 설치한 계측기 수량은 총 5 단면에 걸쳐 지표면 신축변위계 17개소이며 무선 CDMA Modem을 통해 실시간 자동 계측을 수행하였다.



Fig. 5.1 Installation positions of sensors (A slope)

Table 5.1 Sensors composing by each section (A slope)

Sections	1	2	3	4	5
Sensors	1 ~ 5	6 ~ 10	11 ~ 15	16	17

B 사면은 국도 17호선에 위치하고 있으며 행정구역상 전라남도 여수시 돌산을 우두리에 해당한다. 총 연장은 305m이며 최대높이 50m의 왕복 4차선 도로에 위치한 대규모 절토사면이다. 화강암으로 구성되어 있으며 시공되어있던 기존 도수로 및 소단 배수로, 격자블록이 붕괴에 의해 파손되어 있었다. 풍화양상으로 보아, 추가적인 원호파괴 및 지반함몰이 예상되나 식생공 시공으로 예상붕괴 위치를 파악하기 어려우며 일일 교통량이 8,458대/일로서 붕괴시 피해도가 높을 것으로 판단되어 상시 계측시스템이 구축되었다. 설치된 상시계측시스템은 총 1단면~5단면을 통합하여 지표면 신축변위계 13개소로 구성되었으며 무선 CDMA 모뎀을 통해 실시간 자동계측을 수행하였다(Fig. 5.2 및 Table 5.2 참조).



Fig. 5.2 Installation positions of sensors (B slope)

Table 5.2 Sensors composing by each section (B slope)

Sections	1	2	3	4	5
Sensors	1 ~ 3	4 ~ 6	7, 8	9 ~ 11	12, 13

C 사면은 국도 38호선에 위치하고 있으며 행정구역상 충청북도 제천시 송악면 무도리에 해당한다. 총 연장 200m, 높이 35m로서 구성 암석은 기 분포된 석회암을 모암으로 흑운모 화강암의 관입에 의해 이루어졌다. 절토사면 상단부는 풍화된 석회암이,

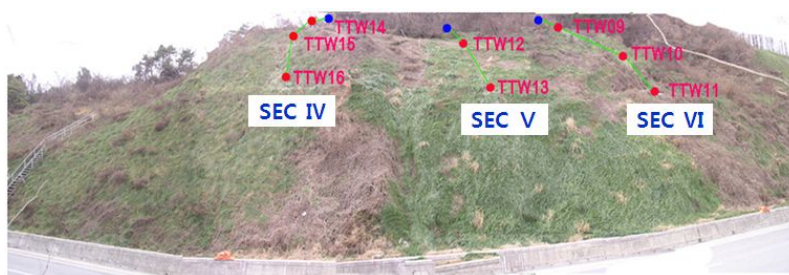


하단부는 비교적 신선한 화강암이 기반암으로 구성되어 있다. 풍화등급은 약간풍화에  
서 잔류토양의 등급에 해당된다. 사면 상단부에 풍화도(완전풍화~잔류토양)가 높은 잔  
류토층이 두껍게 형성되어 차별풍화가 진행되고 있으며 사면 전반에 걸쳐 녹생토가 시  
공되어 있어 법면관찰에 어려움이 있는 상태이다. 또한 상부에 피복된 토사부와 암반  
의 경계부를 따라 2002년 8월 태풍 “루사”와 함께 동반된 집중 호우로 인하여 표층  
붕괴가 발생하였으며 추가 파괴의 가능성이 염려되는 상태였다. 붕괴 발생 후 절토사  
면 높이 등을 고려하여 법면 자중에 의한 활동 토압에 저항할 수 있도록 상단부에 격  
자식 심줄박기를 실시하였다. 추가적으로 법면을 보호하여 지표수의 사면 내 침투를  
최소화하였다. 본 절토사면은 녹생토로 덮여 있어 법면 관찰이 용이하지 않으므로 대  
책공법을 적용하지 않은 절토사면 하단부분과 최소한의 대책공법만을 적용한 절토사면  
상단부 전체에 대해서 차후 추가 붕괴 가능성을 파악하여 항구대책을 수립하기 위해  
상시계측시스템을 구축하였다.

설치된 상시계측시스템은 총 1단면~6단면을 통합하여 지표면 신축변위계 16개소로  
구성되었으며 무선 CDMA 모뎀을 통해 실시간 자동계측을 수행하였다(Fig. 5.3 및  
Table 5.3 참조).



(a) Right slope



(b) Left slope

Fig. 5.3 Installation positions of sensors (C slope)

Table 5.3 Sensors composing by each section (C slope)

Sentions	1	2	3	4	5	6	7
Sensors	1, 2	3, 4	5, 6	7 ~ 10	11 ~ 14	15	16

D 사면은 국도 77호선에 위치하고 있으며 행정구역상 전라남도 고흥군 풍양면 송정리에 해당한다. 총연장 176m, 최대높이 약 52m의 편마암으로 구성된 절토사면이다. 사면의 경사는 약 50°이며 상부경사는 약 40°이다. 왕복 2차선 해안도로에 위치한 대절토사면으로 우기시 수리와 풍화의 영향으로 위험우려가 있으며 지속적인 범면유실 및 낙석이 발생하여 2007년 1월 10일 상시계측시스템이 구축되었다.

설치된 상시계측시스템은 총 1단면~11단면을 통합하여 지표면 신축변위계 15개소로 구성되었으며 무선 CDMA 모뎀을 통해 실시간 자동계측 수행하였다(Fig. 5.4 및 Table 5.4 참조).

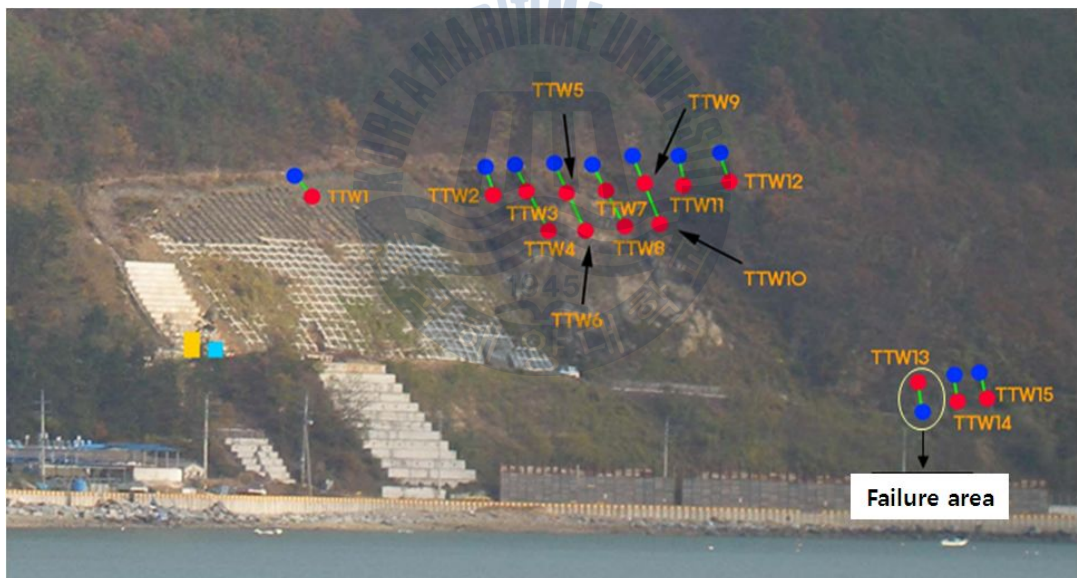


Fig. 5.4 Installation positions of sensors (D slope)

Table 5.4 Sensors composing by each section (D slope)

Sections	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
Sensors	1	2	3, 4	5, 6	7, 8	9, 10	11	12	13	14	15

E 사면은 국도 31호선에 위치하고 있으며, 행정구역상 전라북도 봉화군 재산면에 해당한다. 사면의 총 연장은 180m이고 최대높이는 35m로서 사면의 하단부는 호상편마암으로 구성되는 암반사면이다. 사면 상부는 토사사면으로 구성되어 있으며 이 구간은 핵석풍화작용이 진행되어 토사와 비풍화잔류암인 핵석이 혼재되어 분포한다. 도로와의 이격거리가 좁고 상부 자연사면의 경사가 급하기 때문에 절취 등을 통한 불안정한 이완암블록을 효과적으로 제거할 수 없고, 절리 발달에 의한 평면 및 쉐기파괴의 위험이 있어 2005년 5월 19일 상시계측시스템이 구축되었다.

Fig. 5.5와 Table 5.5에 나타난 바와 같이 설치된 상시계측시스템은 총 1단면~7단면을 통합하여 지표면 신축변위계 16 개소로 구성되었으며 무선 CDMA 모뎀을 통해 실시간 자동계측을 수행하였다.

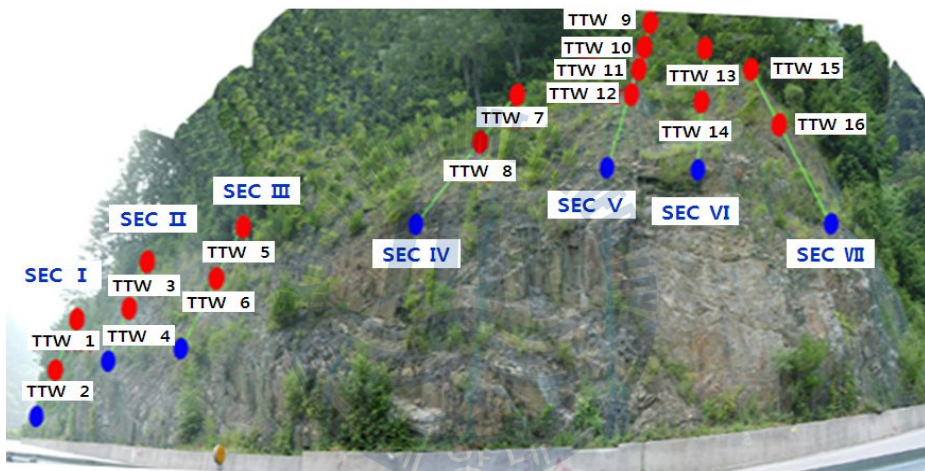


Fig. 5.5 Installation positions of sensors (E slope)

Table 5.5 Sensors composing by each section (E slope)

Sections	1	2	3	4	5	6	7
Sensors	1, 2	3, 4	5, 6	7, 8	9 ~ 12	13, 14	15, 16

## 5.2 붕괴특성 및 규모

A 사면현장은 2005년 7월 1일 절토사면 상부 파쇄대 부분에서 일부 낙석 및 토사유출이 발생하였으며 터널 갱구부 계단식 옹벽 및 배수로에 집적되는 등 소규모로 붕괴



가 발생하였다(Fig. 5.6 참조). 암반사면으로 설계된 가파른 구배(1:0.7)에서 부분적으로 발달된 파쇄대 주변의 낙석이 진행됨에 따라 뜬돌 형태의 추가 붕락을 초래할 수 있는 상태였다. 붕괴부가 갱구부 사면 상단부에 위치하고 있어 추가 붕괴시 통행 중인 차량에 직접적인 영향을 미칠 수 있을 것으로 판단되어 2005년 9월 방호벽을 설치하고 12월 사면구배 완화 및 낙석방지망을 설치하는 등의 보강 대책을 실시하였다(도로 절토사면 유지관리시스템 개발 및 운용, 2005).



(a) View of slope failure

(b) plane sliding and rockfall of section II

**Fig. 5.6 Pictures of slope failure and collapses of section II (A slope)**

B 사면은 2006년 7월 8일부터 시작된 태풍 에위니아에 의해 7월 10일 총강우량 158.4mm 발생하여 4단면과 5단면에 집중적인 변위가 발생하였다(Fig. 5.7과 Fig. 5.8 참조). 대상사면의 우측 상단부인 4단면의 10번 센서와 5단면의 12번 센서가 설치된 지점에서 국부적인 표층유실이 발생하여 변위가 누적된 것으로 판단되어졌다. 또한 12번 센서 우하단부에서 지름 30cm의 동공이 관찰되었다. 측정된 변위는 전반적인 지반 거동을 의미하는 것은 아니지만, 도수로와 소단배수로 사이의 애프론 미설치로 유수의 지속적인 유입이 우려되었다. 따라서 관찰 동공에 시멘트 주입하고 애프론 설치 및 지표배수를 위한 암거공을 설치하여 유수의 유입을 차단시켰다.



Fig. 5.7 Failure in section IV



Fig. 5.8 Failure in section V



Fig. 5.9 Ditch crack

C 사면은 2004년 7월 좌측 사면을 중심으로 거동이 감지되었다. 본 현장의 경우, 계측시스템 설치 전 붕괴 이력이 있던 사면으로 2004년 6월부터 시작된 디엔무와 민들레 등의 수차례 태풍으로 기존에 발생된 지점 부근에서 소규모 붕괴가 추가 발생하였다(Fig 5.10 및 Fig. 5.11 참조). 이는 사면 중~상단부에서 석회암을 얇게 피복하고 있던 표토(토사)가 암반과의 경계부를 따라 활동한 것으로 과거의 붕괴 이력과 같은 양상을 보였다. 절토사면 상단부에 설치된 격자블록 하단구간에서 지하수가 유출되는 것으로 보아 지하수에 의한 과잉 간극수압이 사면 파괴를 촉진한 것으로 판단되었다. 지표수, 지하수 영향에 의한 토피층의 이동이 예상되는 사면의 경우 사면의 원활한 배수로 간극수압의 영향을 최소화하는 것이 중요하다. 그러나 본 사면의 경우 산마루측 구 시공시 기성품을 사용하였으며, 애프론(apron)이 설치되지 않아, 측구와 지반 사이



의 틈새로 유수가 유입됨으로서 새로운 활동면이 유발되었던 것으로 판단되었다. 또한 도수로의 경우 최상단 끝단이 산마루측구로 연결되어 있지 않고, 사면 중간부에서 시공이 끝남으로써 유수가 집중적으로 유입되어 주변부의 화학적인 풍화를 보다 진전시켰던 것으로 판단되었다.



Fig. 5.10 Soil loss of left slope



Fig. 5.11 Upper ditch in on the left side

좌우측 사면의 연결부(우측 사면)는 화강암과 석회암의 접촉구역으로서 화강암의 관입 당시 기존에 분포하던 석회암의 변질과 변형 등을 수반하였을 것으로 판단되었다. 이후 2005년 7월 구배완화 및 9월 사면 녹생토를 실시하였다(Fig. 5.12 및 Fig. 5.13 참조).





Fig. 5.12 Grading construction  
- 2005. 7



Fig. 5.13 Tree-planting soil in surface  
- 2005. 9

D 사면현장은 2007년 9월 20일 태풍 나리로 인한 집중호우로 9단면 13번 센서에서 갑작스런 큰 변위량을 나타내어 경보를 발생하였다. 현장조사결과, 9단면에 위치한 사면부의 토사이동으로 상부 13번 센서는 배면으로 상당히 누워져 있었다. 또한 하루 기준 폴이 도로부로 기울어진 상태로 확인 중인 2007년 9월 21일 새벽 6시 20분경 최종적으로 소규모 붕괴가 발생하였다(Fig. 5.14 참조). 토사 이동은 기반암위의 풍화토가 강우에 의해 자중이 증가되고 포화된 상태로 침투수가 기반암을 경계로 흐르면서 이동되어진 것으로 판단되었다. 붕괴 면적은 가로 4m 세로 2m 깊이 1m, 토사량은 8m<sup>3</sup> 정도로 확인되었다. 붕괴 보고 이후 도로부 라마콘을 설치하고 붕괴가 발생한 단면의 상부쪽으로 13번 센서를 이동하여 재설치하였다(Fig. 5.15 참조).



Fig. 5.14 Small failure of sensor 13 area



Fig. 5.15 Sensor reinstallment (moving to the upper area)

E 사면은 2006년 5월 7일, 5단면 센서들의 급격한 변위량 변화로 인해 이상발생이 보고되었다. 현장 육안조사를 수행한 결과, 12번 센서가 설치된 약 15m 높이에 높이 2m, 가로 1.6m 및 세로 1.5m 규모의 붕괴 위험 암반이 관찰되었다(Fig. 5.16 참조). 변위 발생부에는 Fig. 5.17에 나타난 바와 같이 폭 80mm, 깊이 500mm의 균열이 발생하였다. 본 현장의 경우 사면 상부는 기 평면파괴가 발생한 부위로 우기시 평면파괴의 우려가 있어 2006년 7월 사면구배를 완화하고 Earth anchor 공사를 완료하였다(Fig. 5.18 참조).



(a) Rock sliding area



(b) Forecast to get into the road

Fig. 5.16 Collapse hazard rock





(a) Width of crack (80mm)



(b) Depth of crack (500mm)

Fig. 5.17 Crack of sensor 12 area

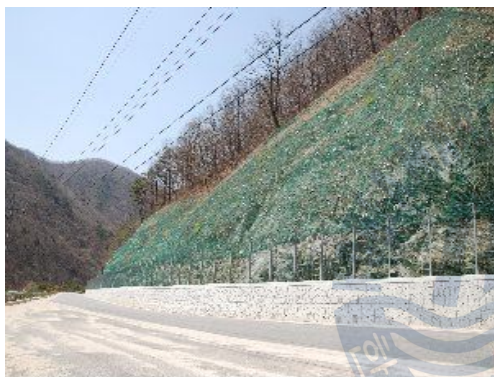


Fig. 5.18 Slope grading & complete of earth anchor construction

### 5.3 데이터 분석

A 사면에 계측시스템이 설치된 2003년 12월 22일부터 붕괴 후 방호벽이 설치되기 전인 2005년 8월까지 약 1년 8개월간 계측된 시간에 따른 누적변위량은 Fig. 5.19와 같다. 계측주기는 약 1회/5일 주기로 측정되었으나 일정하진 않으며 개별적 혹은 전체적인 데이터 유실이 다소 있었다. 변위는 2003년 12월 계측시스템 설치 직후부터 발생하여 2004년 6월부터 시작되는 디엔무와 민들레 등의 수차례 태풍으로 인해 최대 9mm/월의 증가를 보였다. 이후 2005년 장마철인 7월 1일 1~10번 센서가 설치된 제1단면과 제2단면 사이 중간 부분에서 붕괴가 발생하였다. Fig. 5.19에 나타난 바와 같이 계측시스템 설치시부터 붕괴가 일어난 시점까지 갑작스런 변위량의 변화는 뚜렷히

나타나지 않았다. 또한 모든 센서의 누적변위량이 붕괴가 발생한 이후까지도  $\pm 50\text{mm}$  이내로 현재 운영되고 있는 상시계측시스템의 관리기준으로서는 감지하기가 어렵다.

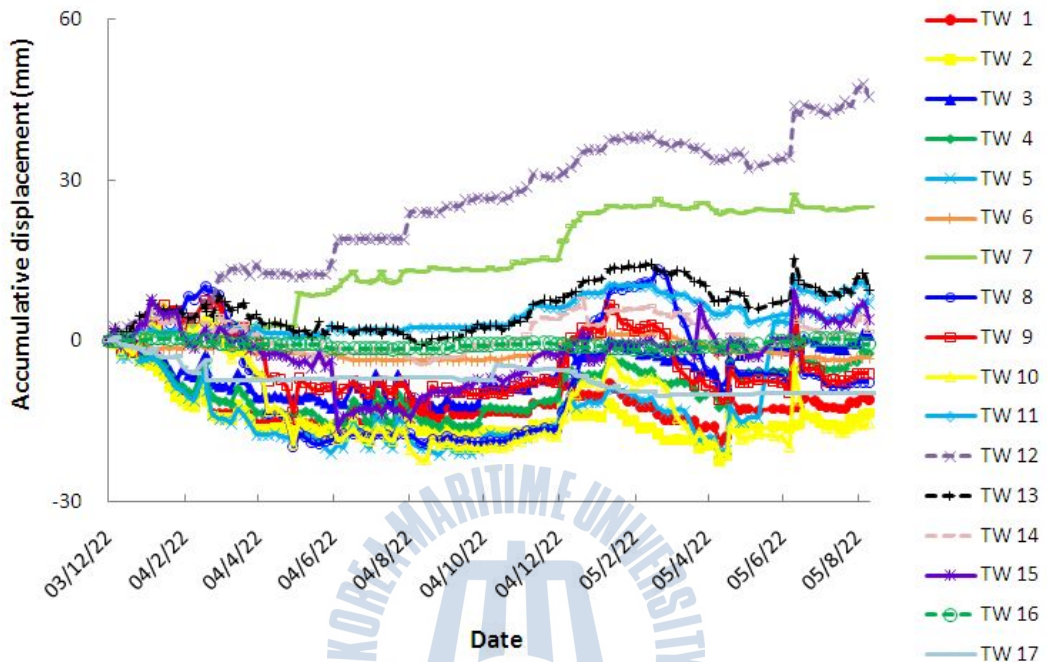
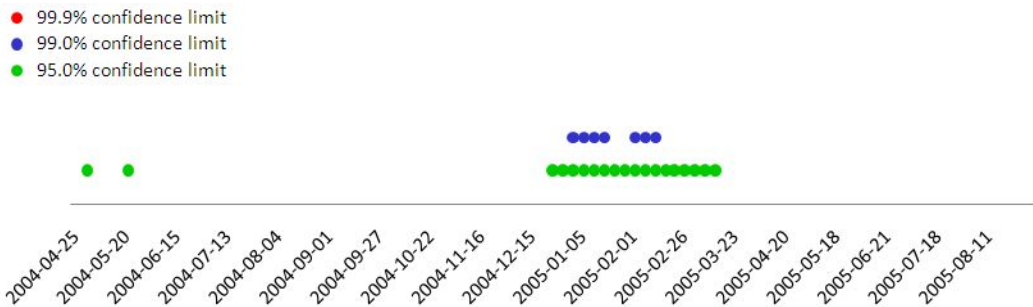


Fig. 5.19 Accumulative displacement by date (A slope)

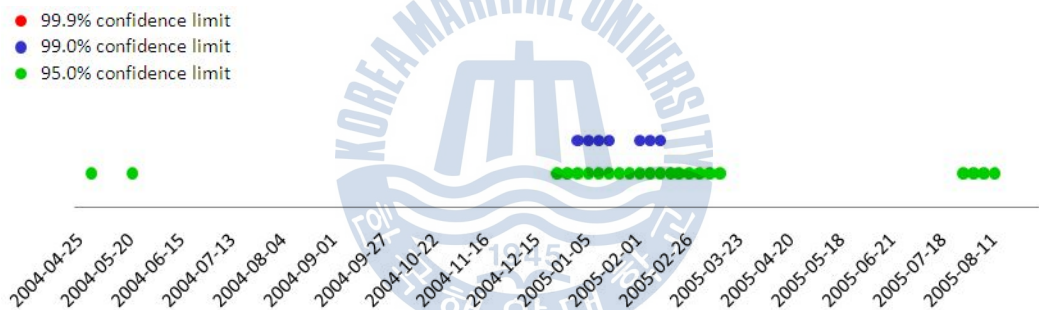
Fig. 5.20과 Fig. 5.21은 대상기간 동안  $T^2$ -통계량과  $Q$ -통계량이 각각의 관리한계를 넘어선 날들을 나타낸다. 누적 데이터 및 25개 데이터 기준의 해석모델의 경우 26번째 데이터가 입력되는 시기인 2004년 4월 25일의 측정데이터부터 이상여부의 판단이 가능하다. 또한 90일 기준 해석모델의 경우는 계측시스템이 설치된 2003년 12월 22일부터 90일 후인 2004년 3월 22일부의 측정데이터부터 이상여부의 판단이 가능하다. 본 연구에서는 해석모델에 따른 분석결과 및 이상감지 빈도 등을 비교하기 위해 동일한 기간인 2004년 4월 25일~8월 31일까지의 데이터를 대상으로 세 가지 해석모델에서 자료의 설명비율 70%, 80% 그리고 90%에 대하여 데이터 분석을 실시하였다.

Fig. 5.20에 나타난  $T^2$ -통계량의 경우 누적데이터 기준의 해석모델이 각 한계선을 초과한 빈도가 가장 높았으나 가장 높은 관리한계값인 99.9%의 3단계 한계선을 넘어서는 데이터는 없었다. 또한 25개 데이터 기준 해석모델에서도 가장 높은 관리한계값인 99.9%의 3단계 한계선을 넘어서는 데이터는 없었다. Fig. 5.21에 나타난  $Q$ -통계

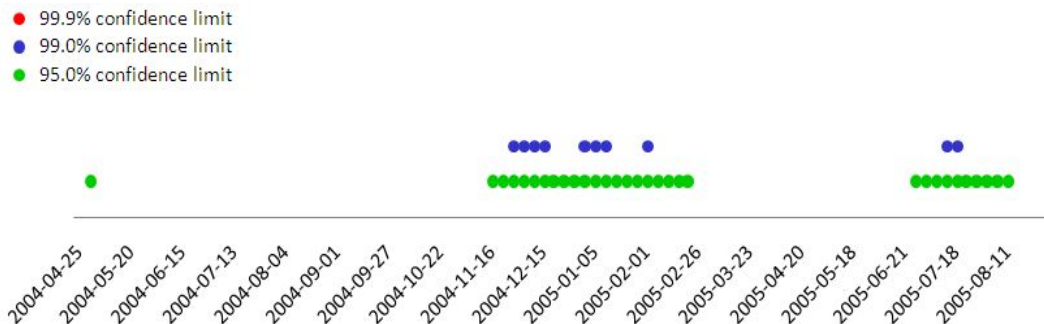
량의 경우 25개 데이터 기준일 경우 각 한계선을 초과한 빈도가 비교적 가장 높았다. 또한 해석모델이 동일할 경우 자료의 설명비율이 증가할수록  $T^2$ -통계량과  $Q$ -통계량 모두 각 한계선을 초과한 빈도가 전반적으로 높아지는 것을 확인할 수 있었다.



(a) Accumulative data analysis model - 70%

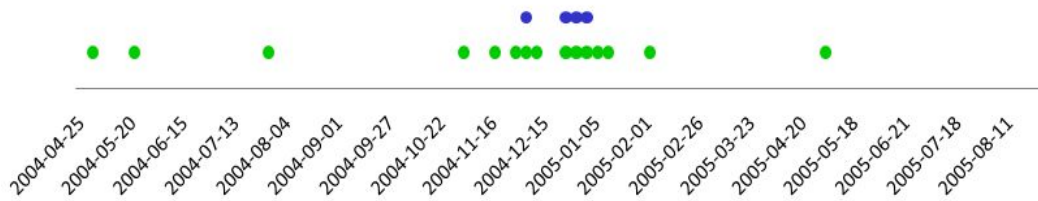


(b) Accumulative data analysis model- 80%



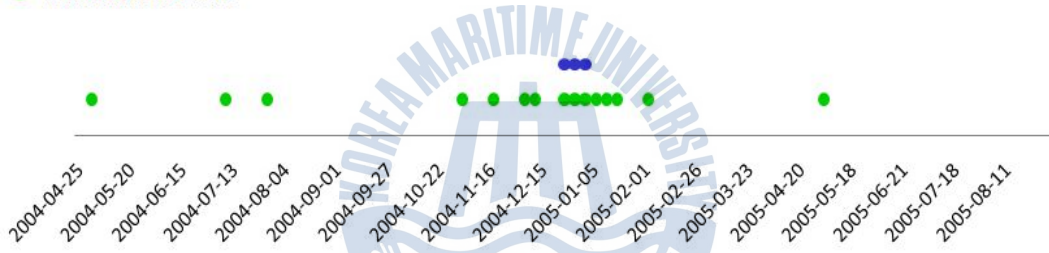
(c) Accumulative data analysis model - 90%

- 99.9% confidence limit
- 99.0% confidence limit
- 95.0% confidence limit



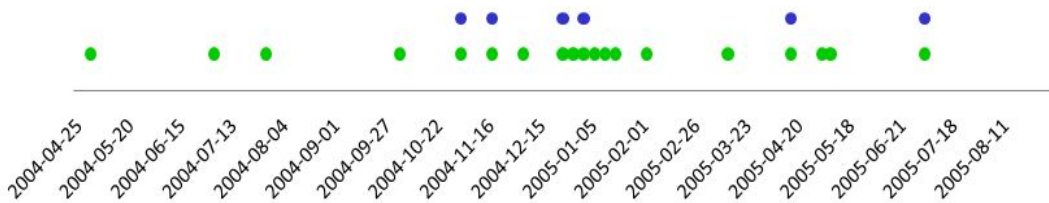
(d) 25 data analysis model – 70%

- 99.9% confidence limit
- 99.0% confidence limit
- 95.0% confidence limit



(e) 25 data analysis model – 80%

- 99.9% confidence limit
- 99.0% confidence limit
- 95.0% confidence limit



(f) 25 data analysis model – 90%



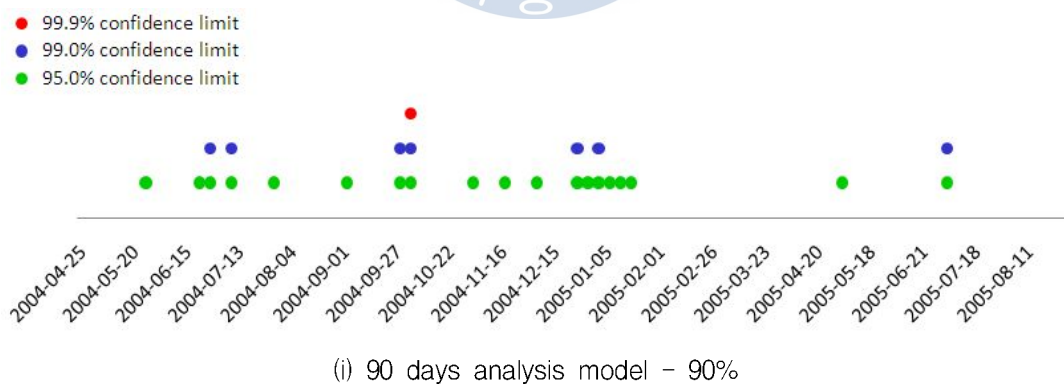
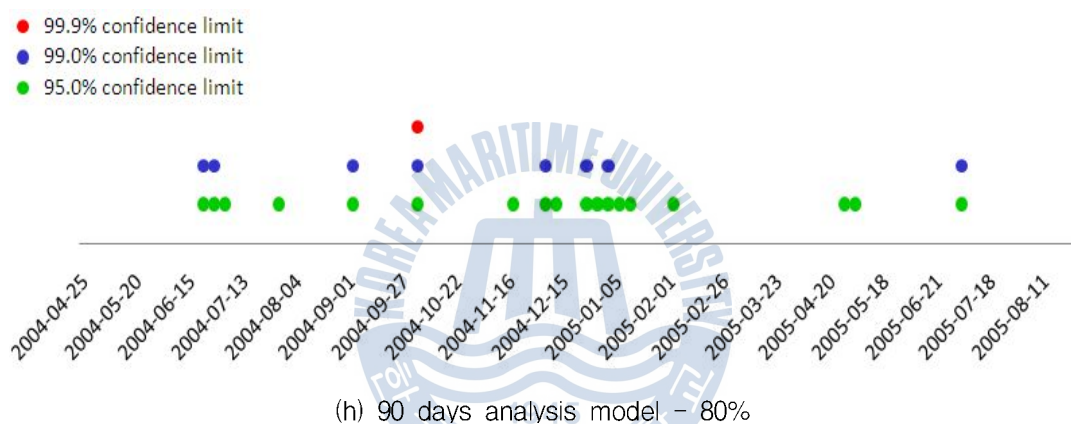
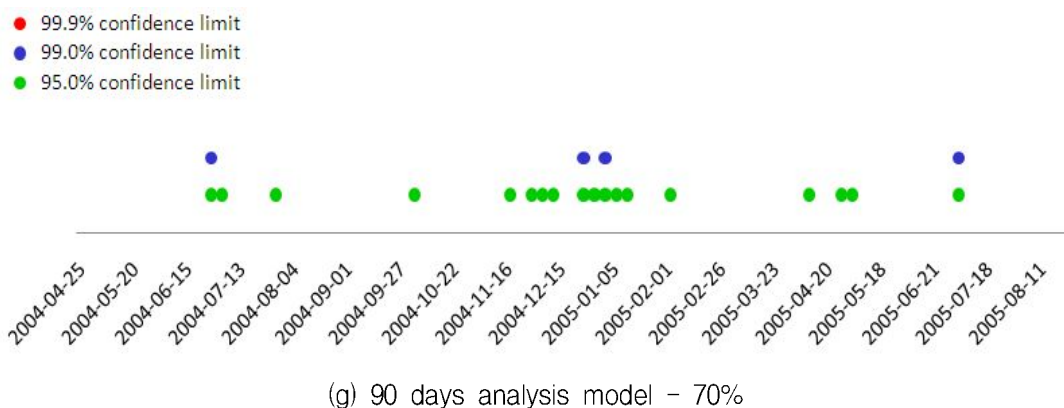
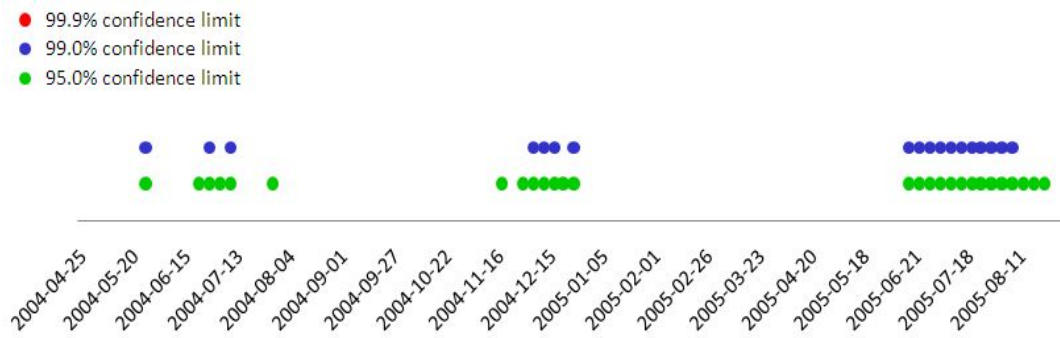
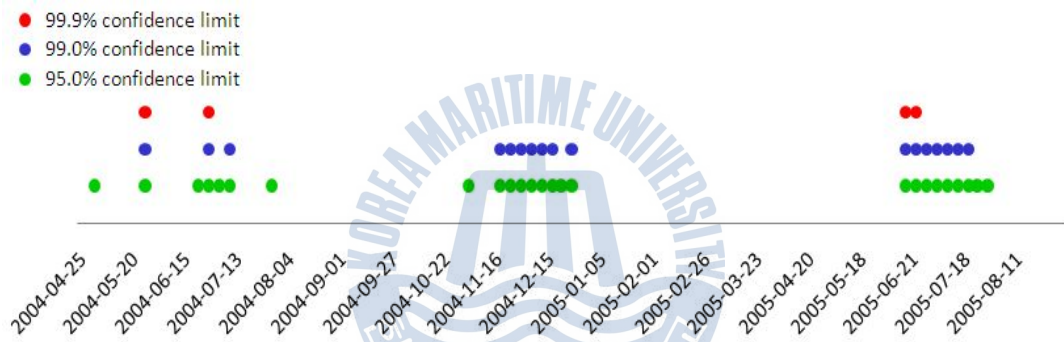


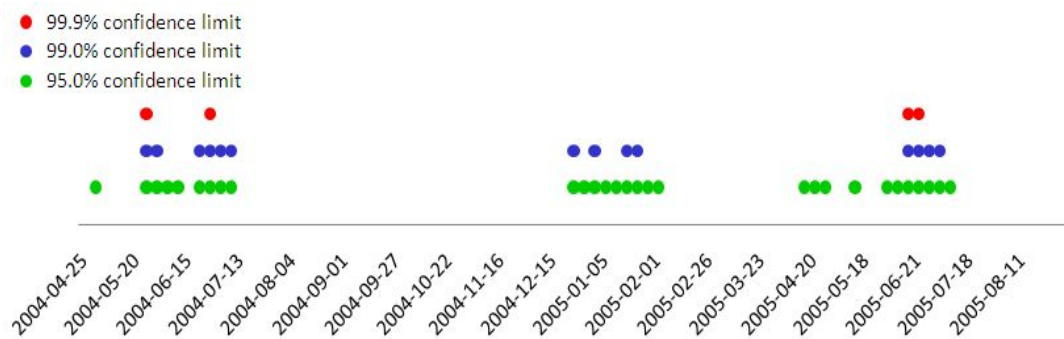
Fig. 5.20 Dates for exceeding confidence limits in  $T^2$ -statistic (A slope)



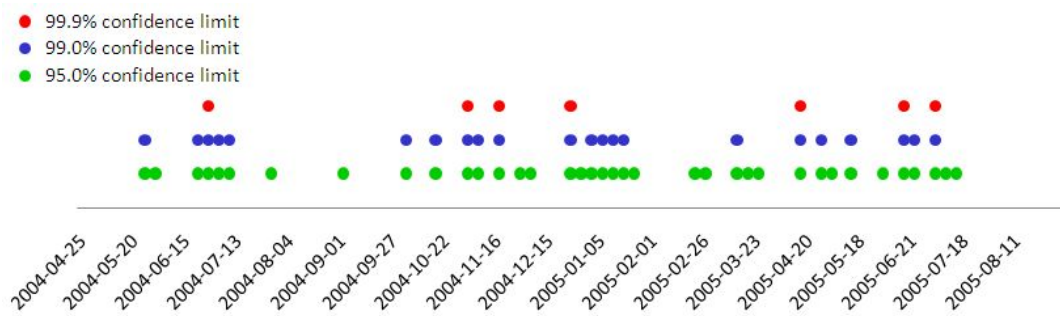
(a) Accumulative data analysis model – 70%



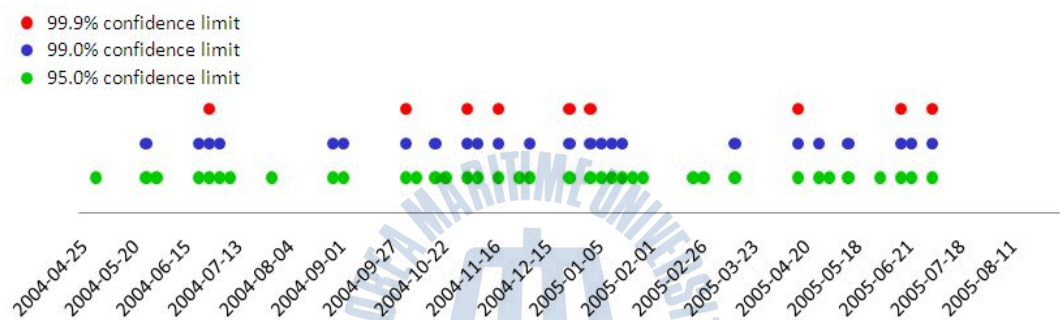
(b) Accumulative data analysis model – 80%



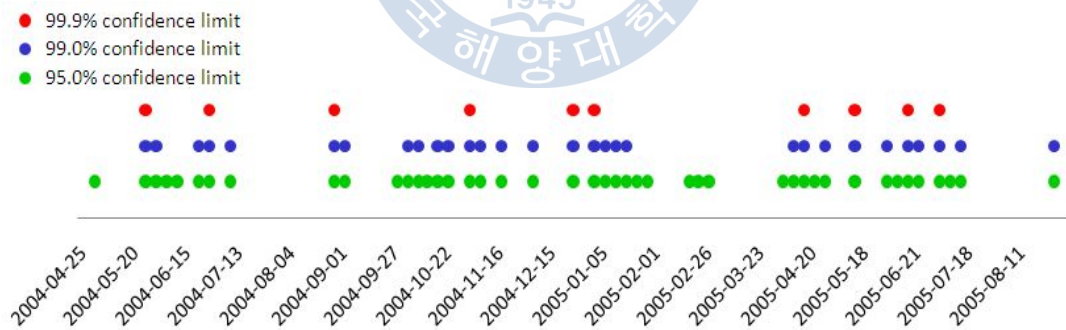
(c) Accumulative data analysis model – 90%



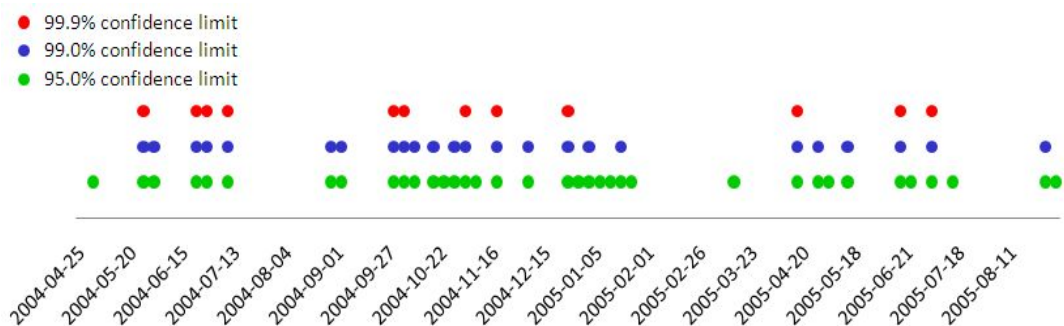
(d) 25 data analysis model – 70%



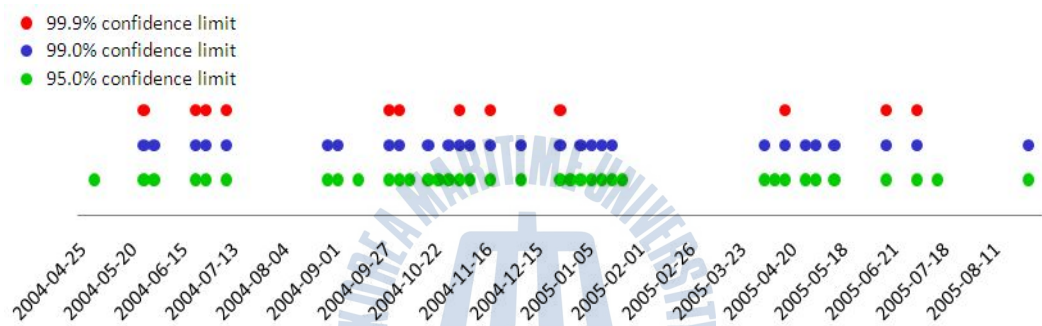
(e) 25 data analysis model – 80%



(f) 25 data analysis model – 90%



(g) 90 days analysis model - 70%



(h) 90 days analysis model - 80%



(i) 90 days analysis model - 90%

Fig. 5.21 Dates for exceeding confidence limits in  $Q$ -statistic (A slope)

Table 5.6은 A 사면의 붕괴가 발생된 2005년 7월 1일에 대하여 누적데이터, 25개 데이터 그리고 90일 데이터를 기준으로 주성분 분석을 실시하여 얻은 각 성분 (component)별 고유값을 나타낸다. 각 성분은 모든 센서별 적재값을 가지며 이는 각

센서들의 위치변형 정보를 나타낸다(Fig. 5.22 참조). 성분들은 센서의 수만큼 생성되며 각각의 성분별 고유값이 생성된다. 이 때 각 성분들은 고유값이 큰 순서대로 정렬하여 나타내며 고유값의 기여율에 따라 전체 데이터의 설명비율을 나타낸다. 앞서 언급한 바와 같이 고유값의 전체 대비 설명비율이 70%, 80%, 90%까지의 주성분 수를 선택하여 해석모델을 설정하게 된다. Table 5.6(a)에 나타난 바와 같이 누적 데이터 기준 해석모델의 경우 데이터의 설명비율이 70%와 80%의 주성분 개수는 2개로 동일하게 선택되었다. 따라서 해석모델이 동일해져  $T^2$ -통계량과  $Q$ -통계량 및 그 관리기준값이 같게 된다. 이 때  $T^2$ -통계량과  $Q$ -통계량을 산정하게 위해 사용되는 각 주성분의 적재값은 Fig. 5.22와 같다. 또한 데이터의 설명비율 90%의 경우, 93.00%의 누적기여율을 나타내는 4번째 주성분까지 선택하였으며 이에 따라 Fig. 5.22에 나타난 4가지 적재값을 모두 사용하게 된다. 25개 데이터 기준 해석모델에서도 데이터 설명비율 70%와 80%의 경우 누적기여율 81.47%를 나타내는 2번째 주성분까지 동일하게 선택하게 되며  $T^2$ -통계량과  $Q$ -통계량 값이 같아진다(Table 5.6(b) 및 Fig. 5.23 참조). 또한 데이터 설명비율 90%의 경우, 93.44%의 누적기여율을 나타내는 4번째 주성분까지 해석모델로 선택하였고 Fig. 5.23에 나타난 4가지 loading 값을 모두 사용하여  $T^2$ -통계량과  $Q$ -통계량을 산정하였다. Table 5.6(c)에 나타난 바와 같이 90일 데이터의 경우, 누적 기여율 70%, 80% 그리고 90%에 대해 각각 주성분 개수를 2개, 3개 그리고 4개로 선택하여 각 적재값을 대입하면  $T^2$ -통계량과  $Q$ -통계량을 산정하게 된다(Fig. 5.24 참조).

**Table 5.6 Eigenvalues of the components(A slope) – 2005. 7. 1**

(a) Accumulative data analysis model

Component number	Eigenvalue	Contributory percentage, %	Accumulation of contributory percentage, %
1	8.1642	48.03	48.03
2	5.5399	32.59	80.61
3	1.3643	8.03	88.64
4	0.7414	4.36	93.00
5	0.5441	3.20	96.20
6	0.1913	1.13	97.33
7	0.1391	0.82	98.14
8	0.1182	0.70	98.84
9	0.0547	0.32	99.16
10	0.0510	0.30	99.46
11	0.0413	0.24	99.70
12	0.0224	0.13	99.84
13	0.0153	0.09	99.92
14	0.0065	0.04	99.96
15	0.0035	0.02	99.98
16	0.0020	0.01	100.00
17	0.0009	0.01	100.00



(b) 25 data analysis model

Component number	Eigenvalue	Contributory percentage, %	Accumulation of contributory percentage, %
1	9.3761	55.15	55.15
2	4.4740	26.32	81.47
3	1.2682	7.46	88.93
4	0.7669	4.51	93.44
5	0.5667	3.33	96.78
6	0.3297	1.94	98.72
7	0.1404	0.83	99.54
8	0.0383	0.23	99.77
9	0.0243	0.14	99.91
10	0.0094	0.06	99.97
11	0.0028	0.02	99.98
12	0.0020	0.01	99.99
13	0.0006	0.00	100.00
14	0.0003	0.00	100.0
15	0.0001	0.00	100.00
16	0.0000	0.00	100.00
17	0.0000	0.00	100.00

(c) 90 days analysis model

Component number	Eigenvalue	Contributory percentage, %	Accumulation of contributory percentage, %
1	7.4455	43.80	43.80
2	5.6476	33.22	77.02
3	1.7432	10.25	87.27
4	1.1366	6.69	93.96
5	0.6307	3.71	97.67
6	0.2457	1.45	99.11
7	0.0924	0.54	99.66
8	0.0319	0.19	99.85
9	0.0134	0.08	99.92
10	0.0089	0.05	99.98
11	0.0035	0.02	100.00
12	0.0003	0.00	100.00
13	0.0002	0.00	100.00
14	0.0000	0.00	100.00
15	0.0000	0.00	100.00
16	0.0000	0.00	100.00
17	0.0000	0.00	100.00

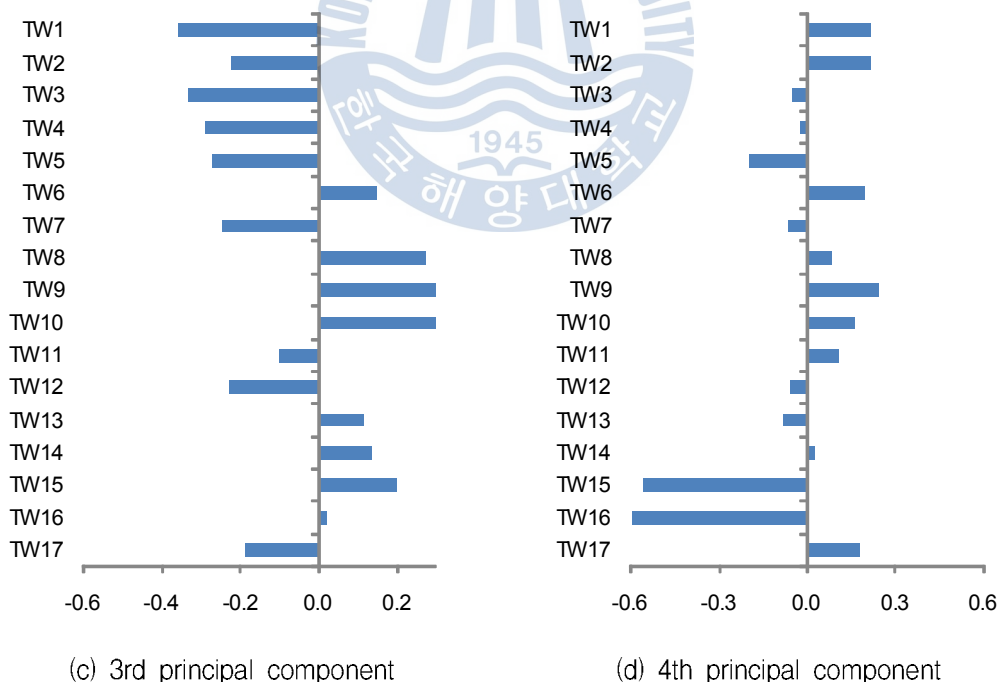
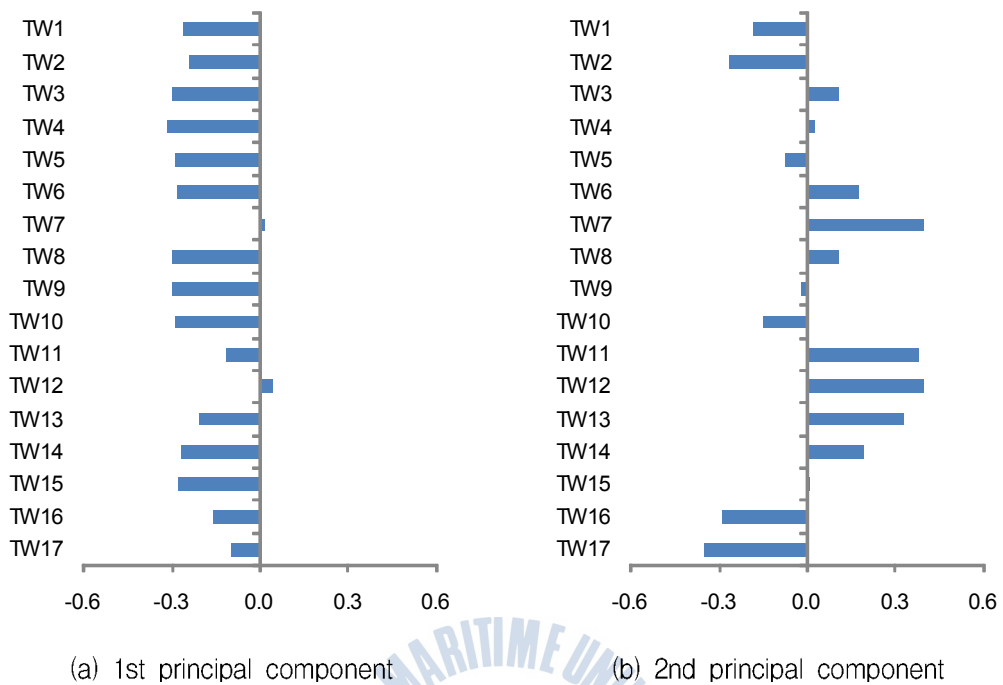


Fig. 5.22 Eigenvectors of principal components in accumulative data analysis  
model – A slope, 2005. 7 .1

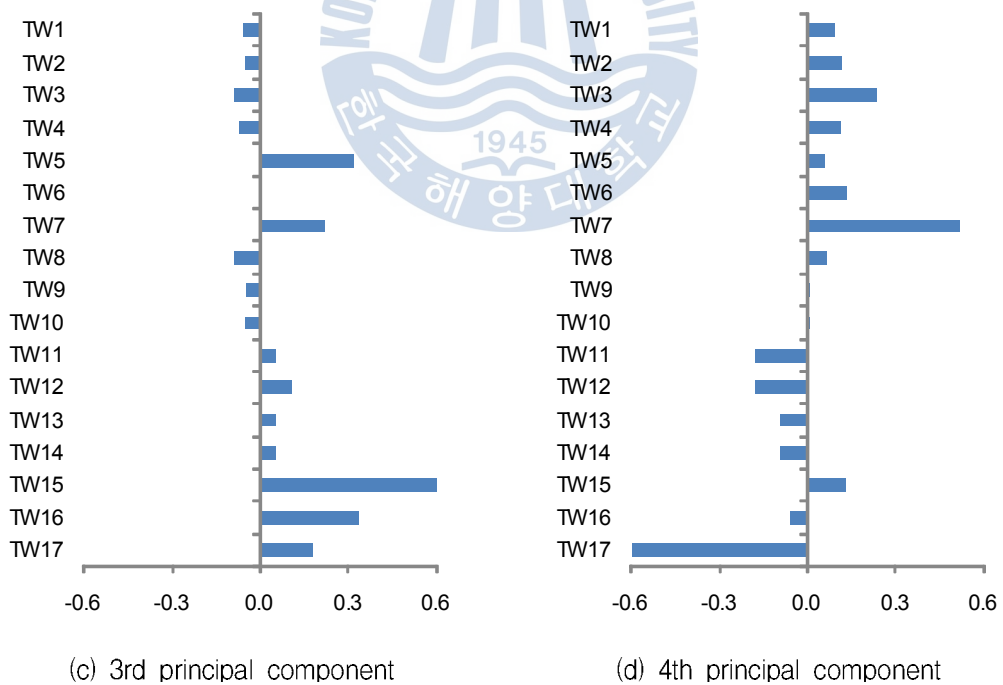
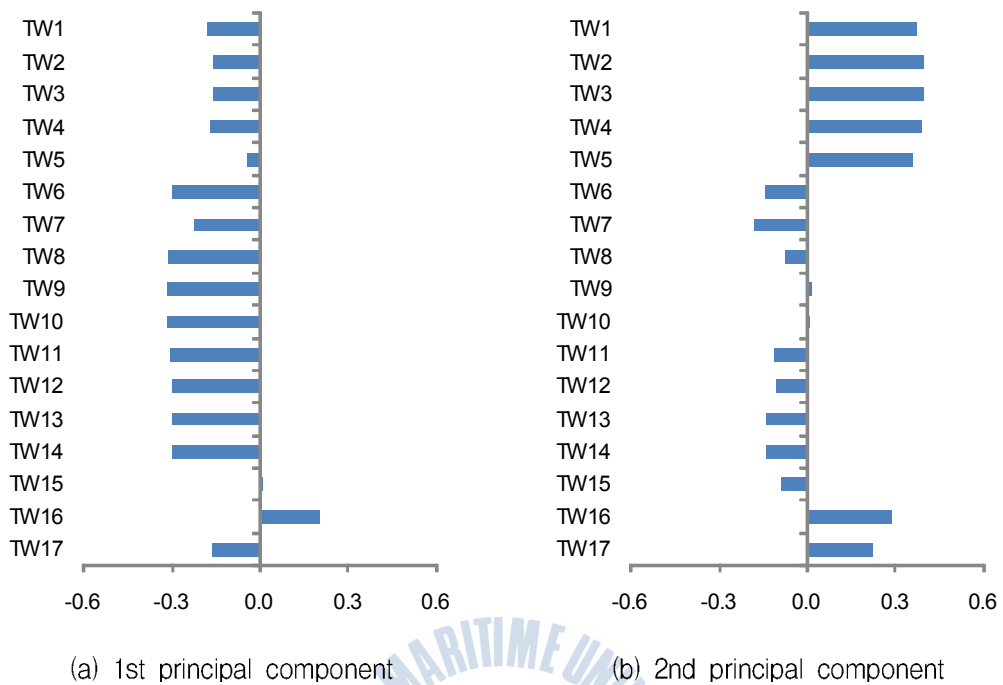


Fig. 5.23 Eigenvectors of principal components in 25 data analysis model

- A slope, 2005. 7 .1

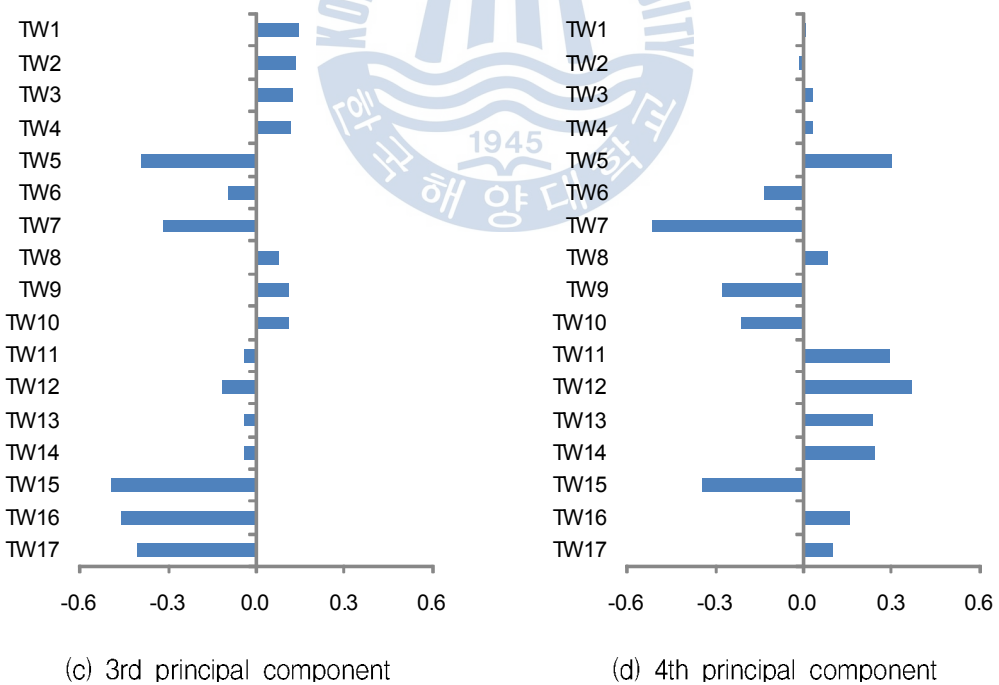
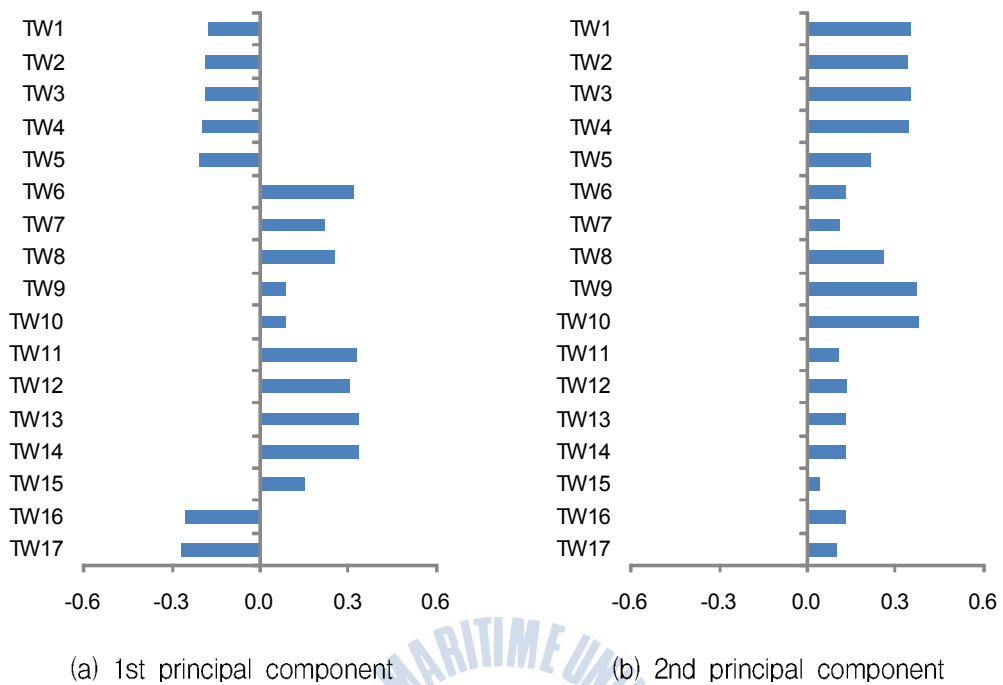
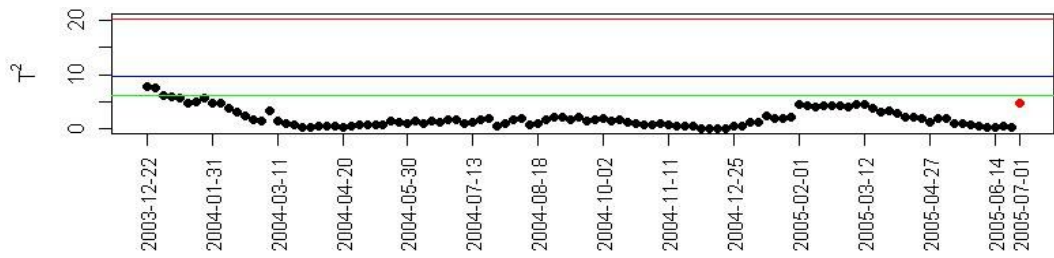


Fig. 5.24 Eigenvectors of principal components in 90 days analysis model

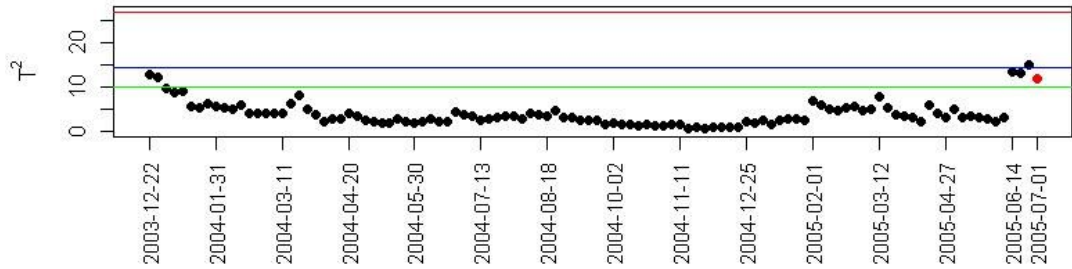
- A slope, 2005. 7 .1

Fig. 5.25는 붕괴가 발생된 2005년 7월 1일의 데이터를 이와 같은 방법으로 설정된 각각의 해석모델에 의해 계산한  $T^2$ -통계량을 나타낸다. Fig. 5.25의 검은색 점(●)은 해석모델 데이터들의  $T^2$ -통계량을 나타내고 빨간색 점(●)은 붕괴발생일의  $T^2$ -통계량을 나타낸다. 또한 초록색, 파란색, 빨간색의 선은 95.0%, 99.0%, 99.9%의 관리한계선을 의미한다. 누적데이터를 기준으로 해석모델을 설정한 경우, Fig. 5.25(a)에 나타난 바와 같이 데이터 설명비율 70%, 80%일 때 모두  $T^2$ -통계량이 4.75로써 가장 낮은 관리한계선 95.0%의 한계값인 6.22보다 작아 모든 관리한계선 내에 위치하게 되어 정상상태로 판단하였다. 또한 데이터 설명비율 90%일 때  $T^2$ -통계량은 11.84로써 가장 낮은 95.0%의 한계값인 10.13보다 약간 크게 나타나 1단계 이상징후로 판단하였다(Fig. 5.25(b) 참조). 25개의 데이터를 기준으로 해석모델을 설정한 경우, 데이터의 설명비율 70%, 80%일 때 모두  $T^2$ -통계량은 2.92로 모든 관리한계선 내에 위치하여 누적 데이터 기준 해석모델과 같이 정상상태를 나타내었다(Fig. 5.25(c) 참조). 또한 Fig. 5.25(d)에 나타난 바와 같이 데이터 설명비율 90%의 경우에는  $T^2$ -통계량이 38.76으로 2단계 관리한계선 99.0%의 한계값 19.97을 초과한 것을 확인할 수 있다. 누적 데이터 기준 해석모델과 25개 데이터 기준 해석모델의 경우 붕괴시 70%와 80%의 데이터 설명비율일 때 모두 정상상태를 나타내었다. 이 때 설명비율 70%와 80%의 결과가 동일한 것은 앞서 언급한 바와 같이 주성분 수가 같아져 해석모델이 같아졌기 때문이다. 두 가지 해석모델에서 데이터 설명비율 90%일 때는 각각 1단계 이상징후와 2단계 이상징후로 판단하여 설명비율에 따라 다른 결과를 나타냈다. 이와 달리 90일 데이터를 기준으로 해석모델을 설정한 경우, 데이터 설명비율과 무관하게 모두 2단계 관리선인 99.0%의 관리한계선을 넘는 것을 확인할 수 있다(Fig. 5.25(e)~Fig. 5.25(g) 참조). 90일 데이터 기준의 해석모델에서 데이터 설명비율이 70%, 80%, 90%일 때  $T^2$ -통계량은 각각 36.09, 45.93, 47.41로서 모두 각각의 2단계 관리선 99.0%의 한계값 14.43, 20.83, 28.86을 초과하여 2단계 이상징후를 나타내었다.

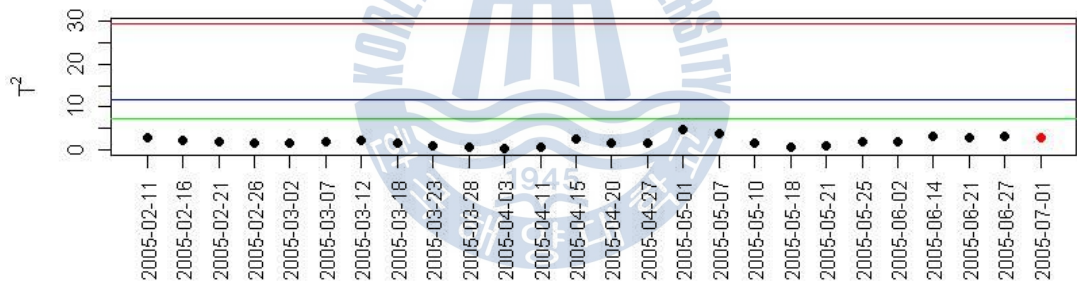




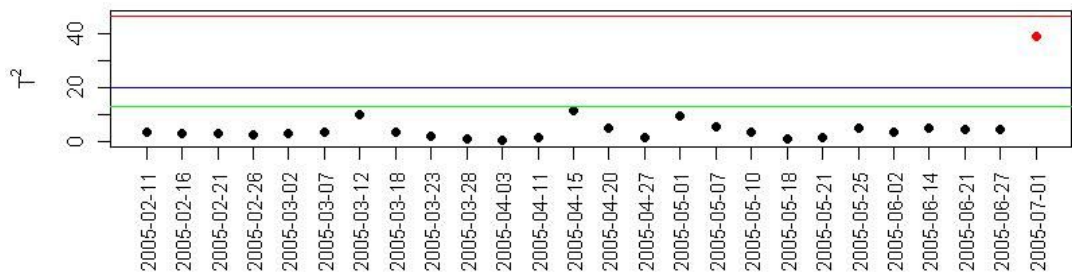
(a) Accumulative data analysis model - 70% and 80%



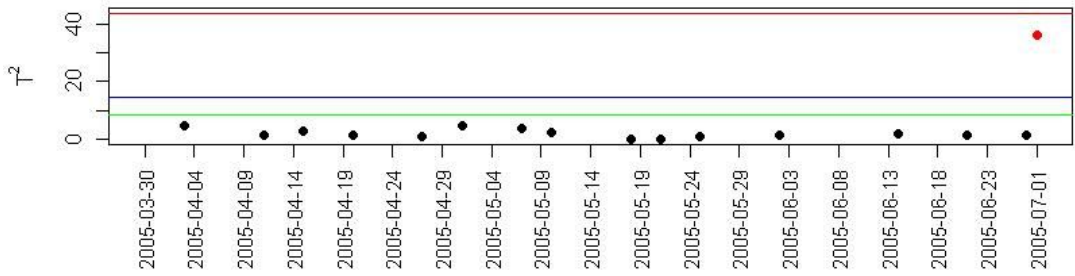
(b) Accumulative data analysis model - 90%



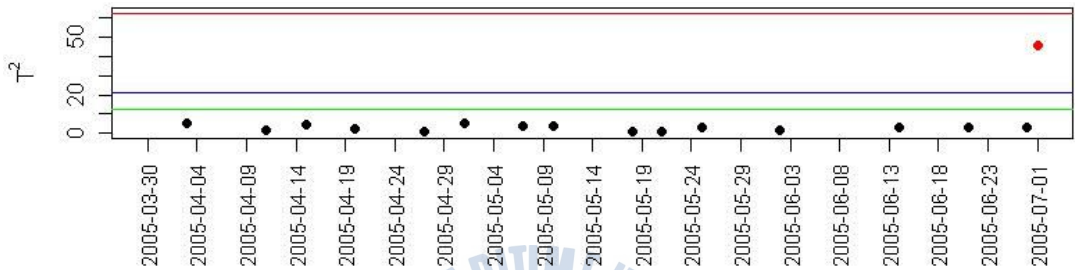
(c) 25 data analysis model - 70% and 80%



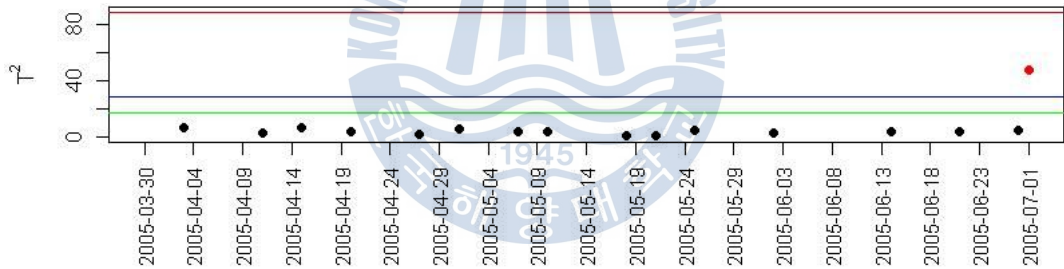
(d) 25 data analysis model - 90%



(e) 90 days analysis model - 70%



(f) 90 days analysis model - 80%

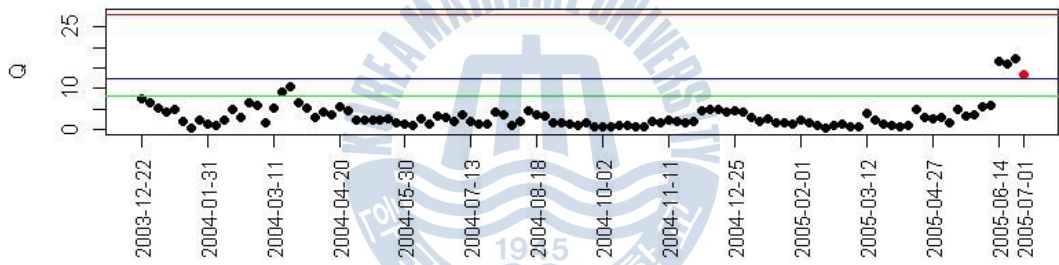


(g) 90 days analysis model - 90%

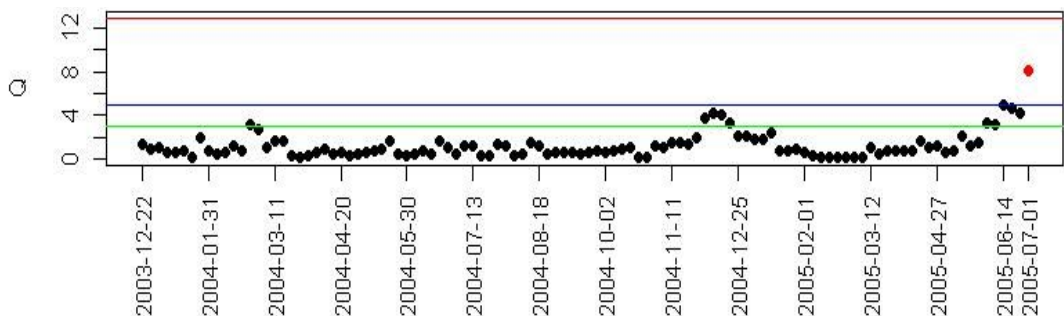
Fig. 5.25  $T^2$ -statistic with 95.0, 99.0, 99.9% confidence limits  
- A slope, 2005. 7. 1

Fig. 5.26은 앞서 Fig 5.25에서  $T^2$ -통계량을 나타낸 바와 같이 붕괴가 발생된 2005년 7월 1일에 9가지 조건(3가지 해석모델 및 3가지 데이터 설명비율)에 따른  $Q$ -통계량을 나타낸다. 누적 데이터를 기준으로 설정한 해석모델에서 데이터 설명비율 70%와 80%의 경우  $Q$ -통계량은 13.35로서 중간 관리한계선인 99.0%의 한계값인 12.47보다 커 2단계 이상징후로 판단하였다(Fig. 5.26(a)참조). 또한 Fig. 5.26(c)에 나타낸 바와 같이 데이터 설명비율 90%의 경우도  $Q$ -통계량은 8.08로서 중간 관리한

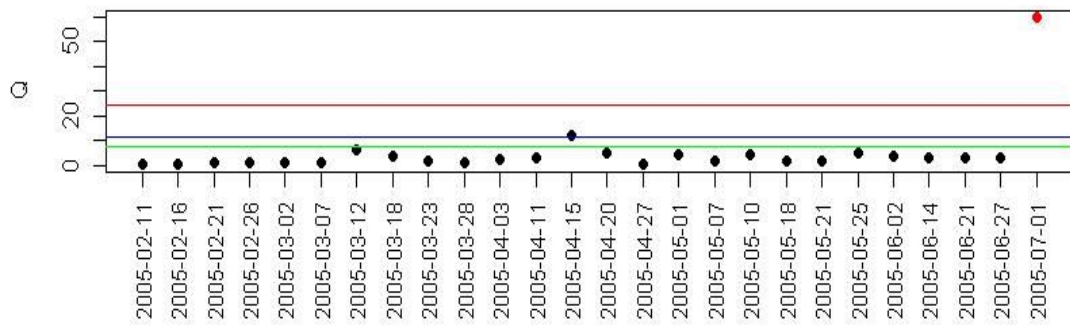
계선 99.0%의 한계값인 4.88보다 큰 값을 나타내 2단계 이상징후를 나타냈다. 25개 데이터 기준의 해석모델에서는 데이터 설명비율 70%와 80%의 경우  $Q$ -통계량은 60.02로서 가장 높은 관리한계선 99.9%의 한계값 24.45을 넘어 붕괴발생일의 데이터를 가장 위험한 3단계 이상 징후로 판단하였다(Fig. 5.26(c)와 참조). 또한 Fig. 5.26(d)에 나타낸 바와 같이 설명비율 90%일 때에도  $Q$ -통계량이 15.69로서 99.9%의 한계값 10.92을 초과하여 3단계 이상발생을 나타내었다. 90일 데이터를 기준으로 설정한 해석모델에서도 데이터 설명비율 70%, 80%, 90%의 경우  $Q$ -통계량이 각각 97.56, 80.41, 78.73로서 가장 높은 관리선의 한계값인 33.51, 21.99, 12.78보다 큰 값을 나타내어 3단계 이상징후로 판단하였다(Fig. 5.26(e)~Fig. 5.26(g) 참조). 붕괴발생일의  $Q$ -통계량 분석결과, 누적 데이터 기준 해석모델에서는 모두 중간 관리한계선을 넘어 2단계 이상징후를 나타냈으며 25개 데이터 기준 해석모델 및 90일 데이터 기준 해석모델에서는 모두 가장 높은 관리한계선을 초과하여 3단계 이상징후를 나타내었다.



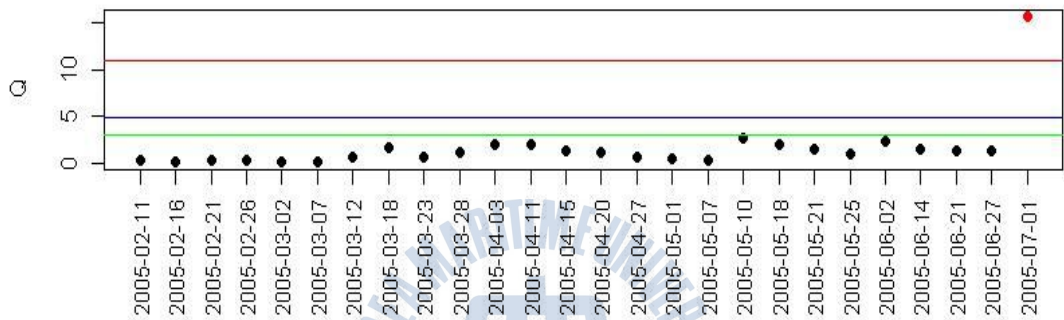
(a) Accumulative data analysis model - 70% and 80%



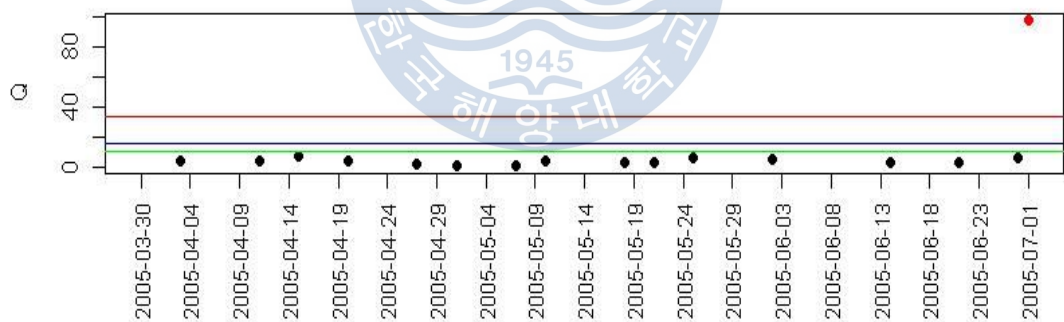
(b) Accumulative data analysis model - 90%



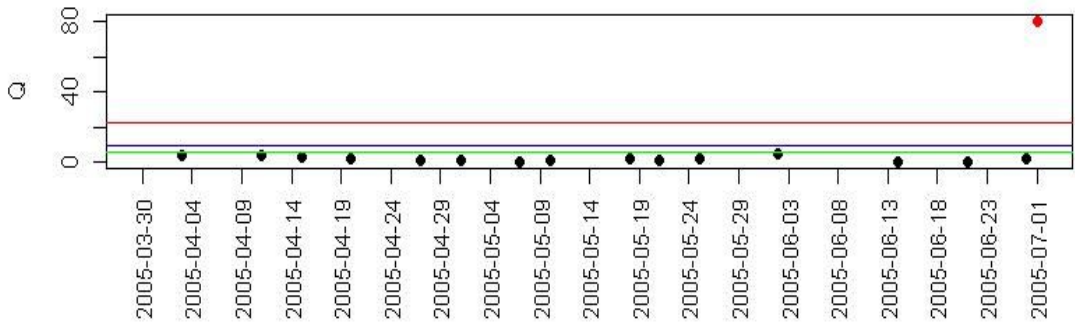
(c) 25 data analysis model - 70% and 80%



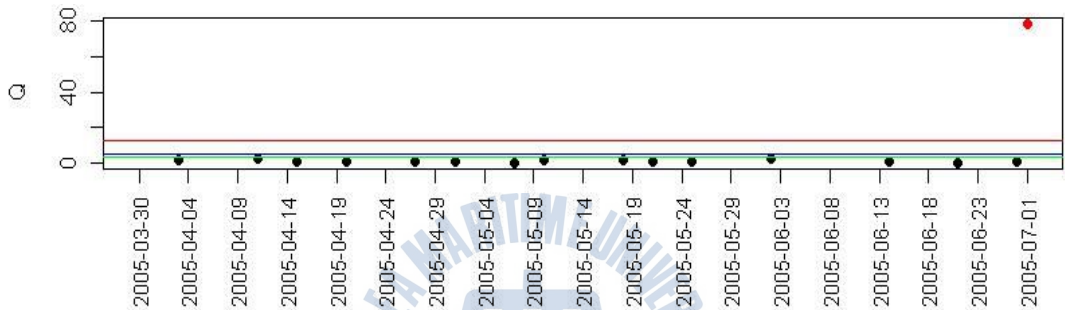
(d) 25 data analysis model - 90%



(e) 90 days analysis model - 70%



(f) 90 days analysis model - 80%



(g) 90 days analysis model - 90%

Fig. 5.26 Q-statistic with 95.0, 99.0, 99.9% confidence limits

- A slope, 2005. 7. 1

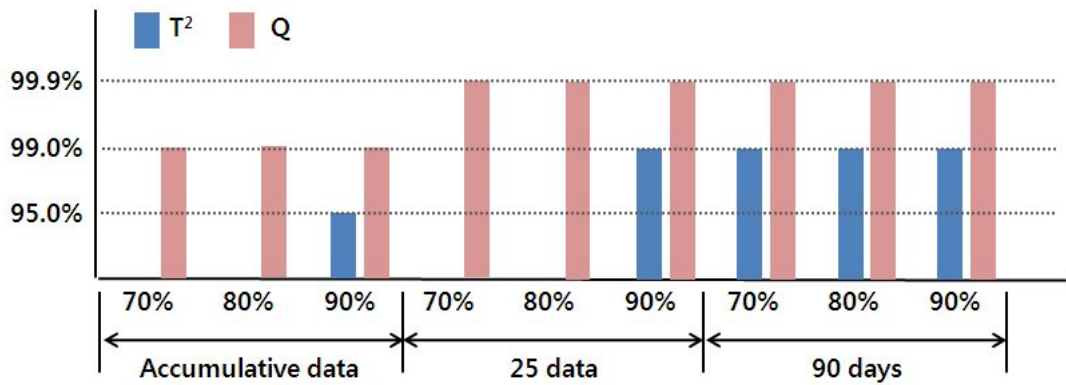
A 사면 붕괴발생일에 대한  $T^2$ -통계량과  $Q$ -통계량의 결과를 정리하면 Fig. 5.27(a)와 같다. 누적데이터를 기준으로 설정한 해석모델에서는 모든 데이터 설명비율에서  $T^2$ -통계량과  $Q$ -통계량이 최대 2단계 이상징후로 감지하였다. 이에 반해 25개 데이터 및 90일 데이터 기준 해석모델에서는 모든 데이터 설명비율에서  $Q$ -통계량이 모두 가장 위험한 3단계 이상징후로 감지하였다.  $T^2$ -통계량 경우, 누적 데이터 및 25개 데이터 기준의 해석모델에서는 데이터 설명비율이 높아질수록 이상징후를 더 잘 감지할 수 있었으며 90일 데이터 기준의 해석모델에서는 데이터 설명비율에 무관하게 모두 2단계 이상징후로 나타나는 것을 알 수 있었다.  $Q$ -통계량의 경우, 각 데이터 범위별 해석모델에서 데이터 설명비율과 무관하게 동일한 결과를 나타내는 것으로 확인되었다. 3.2장에서 기술한 바와 같이, 다변량 통계적 공정관리 기법에서는  $T^2$ -통계량과  $Q$ -통계량 둘 중 어느 하나라도 통계량이 한계선을 넘을 경우 공정 이상상태로 간주된다. 따라서 본 분석대상 현장인 A 사면의 경우, 이전의 오래된 측정데이터까지 해석

모델에 반영하는 누적 데이터 기반의 해석모델보다는 최근의 일정 범위 데이터를 대상으로 분석을 실시하는 25개 데이터 및 90일 데이터 기준의 해석모델이 적합한 것으로 판단된다.

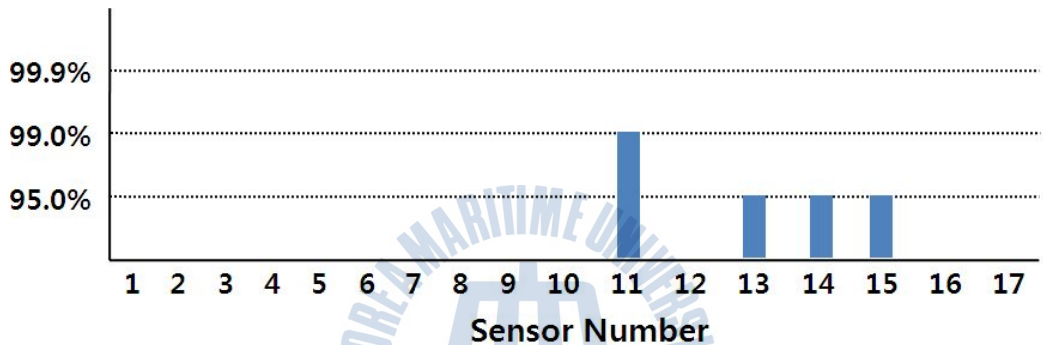
상대적으로 더 작은 변화도 감지할 수 있는  $Q$ -통계량의 경우 25개 데이터 및 90일 데이터 기준 모델에서 모두 3단계 이상징후를 나타냈으나,  $T^2$ -통계량의 경우는 25개 데이터 기준모델이 90일 데이터 기준모델보다 이상징후를 보다 정확하게 감지할 수 있었다. 본 대상사면의 측정주기는 약 1회/5일로서 25개 데이터 기준 해석모델의 경우 2월 11일~6월 27일까지 기간의 데이터를 대상으로 모델을 설정하는데 반해 90일 데이터 기준 모델의 경우 약 14개만의 데이터를 대상으로 해석모델을 설정하게 된다. 이와 같은 결과를 통해 A 사면의 경우, 처음 측정치부터 계속 누적되어 해석모델을 설정하는 누적 데이터 기준 해석모델보다 25개 데이터 및 90일 데이터 기준과 같이 일정 범위의 최근 데이터만을 대상으로 해석모델을 설정하는 것이 적합하다는 것을 확인할 수 있었다. 또한 본 사면과 같이 큰 변위량을 동반하지 않는 붕괴의 경우 보다 최근 데이터만을 대상으로 모델을 설정한 90일 데이터 해석모델에서 보다 정확한 결과를 나타낸 것으로 판단된다.

본 연구에서 제시된 다변량 분석과 기존에 계측데이터를 대상으로 수행되던 단변량 공정관리기법과의 비교를 위해 동일한 데이터를 대상으로 단변량 분석을 실시하였다. 이 때 계측자료의 수가 충분히 많아 데이터들은 중심극한정리에 따라 정규분포를 따르는 누적데이터 모델을 사용하여 개별 센서에 대해 각각 단변량 분석을 실시하였다 (Fig. 5.27(b) 참조). 이 때 사용된 관리한계선은 다변량 분석에서 사용한 값과 동일하게 95.0%, 99.0% 그리고 99.9%를 사용하였다. 분석결과, 17개의 센서 중 4개의 센서에서 이상징후를 나타냈다. 11번 센서에서는 99.0%를 넘어 2단계 이상징후를 나타냈으며 13, 14, 15번 센서에서는 가장 낮은 1단계 이상징후를 나타냈다. 따라서 A 사면의 측정데이터들을 대상으로 단변량 분석을 실시할 경우 가장 높은 99.9%의 한계값을 넘는 3단계 이상징후로 감지하지는 못한 것을 확인할 수 있었다.





(a) Exceeding confidence limits in  $T^2$ -statistic & Q-statistic



(b) Exceeding confidence limits in univariate statistics of each sensor

Fig. 5.27 Results of univariate analysis and multivariate analysis – A slope, 2005.

7.1

B사면의 경우, 계측시스템이 설치된 2006년 2월 23일부터 붕괴가 발생한 이후인 8월까지 약 6개월간 계측된 시간에 따른 누적변위량은 Fig. 5.28과 같다. 저장된 데이터의 측정주기는 약 1회/일이다. Fig. 5.28에 나타난 바와 같이 붕괴 전 4월 12일 경에 12번 센서의 누적변위량은 약 -19.79로서 이전 11일의 측정치인 -9.07과 비교하여 약 10mm/일 변화량을 나타냈다. 그 후 붕괴일인 7월 10일과 다음날인 11일날까지도 연이어 약 20mm/일의 큰 변화량을 잇달아 나타냈다. 이에 반해 10번 센서의 경우 4월 12일 이후 꾸준한 변위 증가를 나타내었다.

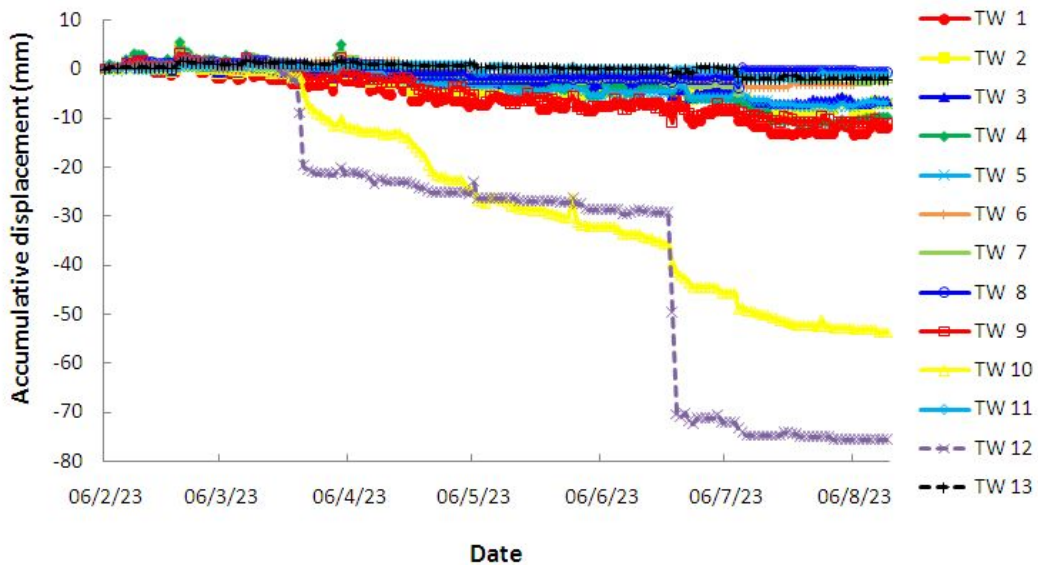


Fig. 5.28 Accumulative displacement by date (B slope)

누적 데이터 및 25개 데이터를 기준으로 설정한 해석모델의 경우 26번째 데이터가 입력되는 시기인 2006년 3월 18일 이후의 측정데이터부터 이상여부의 판단이 가능하다. 또한 90일 데이터를 기준으로 설정한 해석모델은 계측시스템이 설치된 2월 23일부터 90일 후인 5월 23일 이후의 측정데이터부터 이상여부의 판단이 가능하다. 본 연구에서는 해석모델에 따른 분석결과 및 이상감지 빈도 등을 비교하기 위해 동일한 기간인 2006년 5월 23일~8월 31일까지의 데이터를 대상으로 세 가지 다른 데이터 범위의 해석모델을 적용할 때 데이터 설명비율 70, 80, 90%에 대하여 데이터 분석을 실시하였다(부록 I 참조). 부록 I-1에 나타난 바와 같이,  $T^2$ -통계량의 경우 90일 데이터 기준의 해석모델에서 각 관리한계선을 초과한 빈도가 상대적으로 가장 높았다. 그리고  $Q$ -통계량의 경우 25개 데이터 기준의 해석모델에서 각 관리한계선을 초과한 빈도가 가장 높았다(부록 I-2 참조).

붕괴가 발생한 2006년 7월 10일 누적데이터, 25개 데이터 그리고 90일 데이터를 기준으로 주성분 분석을 실시한 결과, 누적데이터 해석모델의 경우 첫 번째 성분의 고유값이 10.51로서 전체의 80.87%를 차지해 데이터 설명비율이 70%와 80%의 주성분은 모두 1개만이 선택되었다. 따라서 설명비율 70%와 80%일 때의 해석모델이 동일해져  $T^2$ -통계량과  $Q$ -통계량 및 그 관리기준값이 같아진다. 또한 데이터 설명비율 90%의 경우, 91.94%의 누적기여율을 나타내는 2번째 주성분까지 해석모델로 선택하였다(부록 I-3(a) 참조). 25개 데이터를 기준으로 설정한 해석모델의 경우, 3번째 주성분의

누적기여율이 78.78%, 4번째의 누적기여율이 88.38%, 5번째 누적기여율이 92.73%로 나타났다(부록 I-3(b) 참조). 따라서 데이터 설명비율 70%, 80% 그리고 90%일 때 각각 주성분 개수를 3개, 4개 그리고 5개를 선택하여  $T^2$ -통계량과  $Q$ -통계량을 산정하였다. 90일 데이터를 기준으로 설정한 해석모델의 경우, 1번째 주성분 기여율이 84.46%으로 데이터 설명비율 70%와 80%의 경우 동일하게 1개의 주성분만을 선택하여  $T^2$ -통계량과  $Q$ -통계량 또한 같아진다. 또한 데이터 설명비율 90%의 경우, 93.34%의 누적기여율을 나타내는 3번째 주성분까지 해석모델로 선택하였다(부록 I-3(c) 참조). 이 때  $T^2$ -통계량과  $Q$ -통계량을 산정하게 위해 사용되는 각 주성분의 적재값은 부록 I-4 ~ I-6과 같다.

부록 I-7은 붕괴가 발생된 2006년 7월 10일의 데이터를 이와 같은 방법으로 설정된 각각의 해석모델에 의해 계산한  $T^2$ -통계량을 나타낸다. 누적데이터를 기준으로 해석모델을 설정한 경우, 부록 I-7(a)에 나타난 바와 같이 데이터 설명비율 70%와 80%일 때  $T^2$ -통계량은 4.29로써 95.0%의 한계값인 3.91보다 크게 나타나 가장 낮은 관리한계선을 넘어 1단계 이상징후로 판단하였다. 또한 부록 I-7(b)는 설명비율 90%일 때를 나타낸 것으로  $T^2$ -통계량이 5.74로써 가장 낮은 관리선인 95.0%의 한계값 6.18에 못 미치는 값으로 모든 관리한계선 내에 위치한 정상상태로 판단하였다. 25개 데이터 기준 해석모델의 경우, 설명비율 70, 80 그리고 90%일 때  $T^2$ -통계량이 각각 165.80, 177.31, 177.58로서 99.9%의 각 한계값인 37.45, 46.26, 56.33을 모두 크게 초과한 것을 확인할 수 있다(부록 I-7(c)~(e) 참조). 따라서 모든 데이터 설명비율에서 가장 높은 한계선을 넘어 3단계 이상징후를 감지하였다. 부록 I-7(f)에 나타난 바와 같이 90일 데이터를 기준으로 설정한 해석모델에서는 데이터 설명비율 70%, 80%의  $T^2$ -통계량은 5.67의 동일한 값으로 95.0%의 한계값인 3.95를 초과하였다. 그리고 설명비율 90%일 때  $T^2$ -통계량은 8.80으로 95.0%의 한계값인 8.32를 조금 벗어나 이상징후를 나타냈다(부록 I-7(g) 참조). 따라서 모든 데이터 설명비율에서 가장 낮은 한계선을 넘어서 1단계 이상 징후를 나타냈다. 붕괴발생일의  $T^2$ -통계량 분석 결과, 누적 데이터 해석모델에서는 데이터 설명비율 70%와 80%의 경우에 가장 낮은 한계선을 넘어 1단계 이상징후로 판단하였으며 설명비율 90%의 조건에서는 관리선 내에 위치하는 정상상태로 판단하였다. 이에 반해, 25개 데이터를 기준으로 설정한 해석모델에서는 모든 설명비율에서 가장 높은 관리한계선을 넘어 3단계 이상징후를 나타내었다. 90일 데이터를 기준으로 설정한 해석모델에서는 데이터 설명비율과 무관하게 모두 가장 낮은 관리한계선을 넘어 1단계 이상징후를 나타내었다.

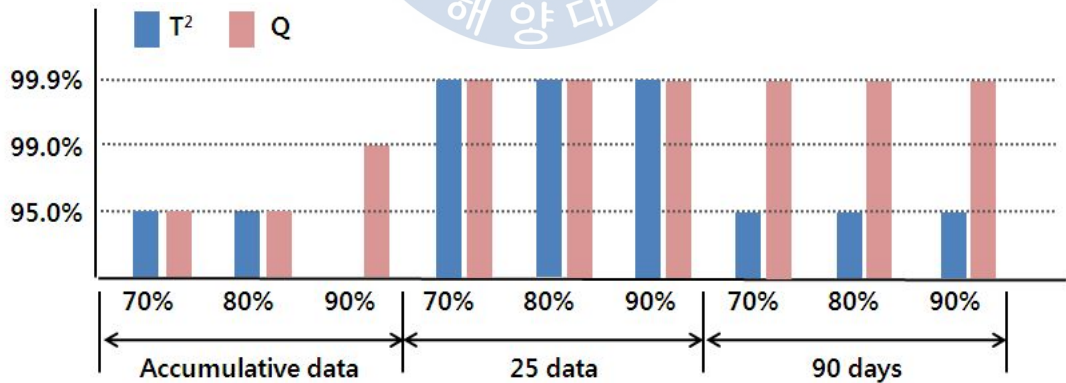
부록 I-8은 붕괴가 발생된 2006년 7월 10일에 9가지 조건(3가지 해석모델 및 3가

지 설명률)에 따른  $Q$ -통계량을 나타낸다. 누적데이터를 기준으로 해석모델을 설정한 경우, 부록 I-8(a)에 나타난 바와 같이 데이터 설명비율 70%와 80%일 때  $Q$ -통계량은 7.60으로써 95.0%의 한계값인 7.02보다 조금 큰 값을 나타내어 가장 낮은 관리 한계선을 넘는 1단계 이상징후를 나타냈다. 또한 부록 I-8(b)는 설명비율 90%의  $Q$ -통계량을 나타낸 것으로 붕괴일의  $Q$ -통계량은 5.52로써 중간 관리선인 99.0%의 한계값 3.34를 초과하여 2단계 이상징후로 판단하였다. 25개 데이터 기준 해석모델의 경우, 모든 데이터 설명비율에서 가장 높은 한계선을 넘어 3단계 이상징후를 감지하였다. 데이터 설명비율 70%, 80%, 90%일 때  $Q$ -통계량이 각각 494.53, 480.17, 480.01로써 99.9%의 각 한계값인 26.53, 11.12, 7.11을 모두 크게 초과하였다(부록 I-8(c)~(e) 참조). 90일 데이터 해석모델에서도 이와 동일하게 모든 데이터 설명비율에서 가장 높은 한계선을 넘어 3단계 이상징후를 감지하였다. 부록 I-8(f)에서 보이는 바와 같이 설명비율 70%, 80%의  $Q$ -통계량은 35.73의 동일한 값으로 99.9%의 한계값인 14.50를 초과하였다. 그리고 설명비율 90%일 때  $Q$ -통계량은 33.72로 99.9%의 한계값인 5.94를 크게 벗어나 3단계 이상징후를 나타냈다(부록 I-8(g) 참조). 붕괴 발생일의  $Q$ -통계량 분석 결과, 누적 데이터 해석모델에서는 데이터 설명비율 70%와 80%의 경우에 가장 낮은 한계선을 넘어 1단계 이상징후로 판단하였으며 설명비율 90%의 조건에서는 중간 관리한계선을 넘어 2단계 이상징후로 판단하였다. 25개 데이터 및 90일 데이터를 기준으로 설정한 해석모델에서는 모든 설명비율에서 가장 높은 관리한계선을 넘어 3단계 이상징후를 나타내었다.

B 사면 붕괴발생일에 대한  $T^2$ -통계량과  $Q$ -통계량의 결과를 정리하면 Fig. 5.29(a)와 같다. 누적데이터를 기준으로 설정한 해석모델에서는 모든 데이터 설명비율에서  $T^2$ -통계량과  $Q$ -통계량이 최대 2단계 이상징후를 나타내어 가장 위험한 3단계 이상징후로 감지하지는 못하였다. 이에 반해 25개 데이터를 기준으로 설정한 해석모델에서는  $T^2$ -통계량과  $Q$ -통계량 모두 3단계 이상징후를 감지하였으며 이러한 결과는 데이터 설명비율을 달리 하여도 동일하게 나타났다. 또한 90일 데이터를 기준으로 설정한 해석모델의 경우 모든 데이터 설명비율에서  $T^2$ -통계량은 1단계 이상징후를  $Q$ -통계량은 3단계 이상징후를 나타내었다. 앞 서 언급한 바와 같이  $Q$ -통계량과  $T^2$ -통계량 중 어느 하나라도 관리한계선을 넘어서면 이상상태로 간주되므로 본 대상사면의 경우 25개 데이터 및 90일 데이터 기준모델 모두 적용 가능한 것을 확인할 수 있다. 또한 누적 데이터를 기준으로 설정한 모델의 경우 데이터 설명비율을 달리 하면 서로 상이한 결과를 출력하였다. 그러나 25개 데이터 및 90일 데이터를 기준으로 설정한 모델에서는 데이터 설명비율에 영향을 받지 않았다.

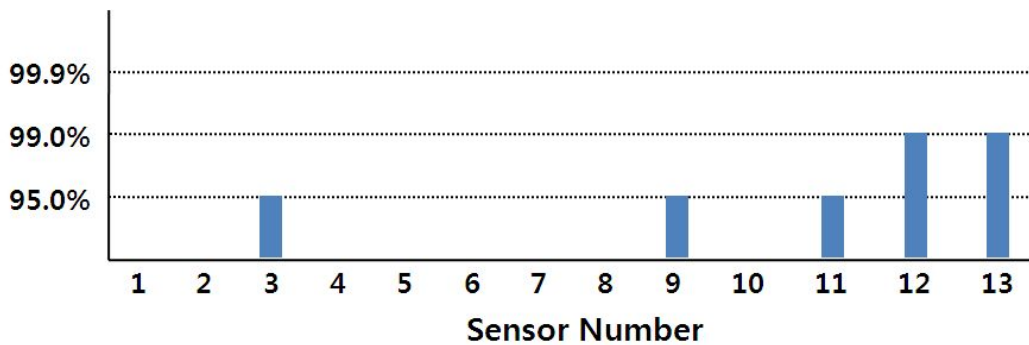
상대적으로 더 작은 변화도 감지할 수 있는  $Q$ -통계량의 경우 25개 데이터 및 90일 데이터 기준 모델에서 모두 3단계 이상징후를 나타냈으나,  $T^2$ -통계량의 경우는 25개 데이터 기준모델이 90일 데이터 기준모델보다 이상징후를 보다 정확하게 감지할 수 있었다. 본 대상사면의 측정주기는 1회/일로서 90일 데이터 기준 모델의 경우 약 90개의 데이터를 대상으로 해석모델을 설정하게 되는데 반해 25개 데이터의 경우 6월 14일~7월 9일까지의 최근 데이터를 대상으로 해석모델을 설정하게 된다. 이와 같은 결과를 통해 B 사면의 경우, 처음 측정치부터 계속 누적되어 해석모델을 설정하는 누적 데이터 기준 해석모델보다 25개 데이터 및 90일 데이터 기준과 같이 일정 범위의 최근 데이터만을 대상으로 해석모델을 설정하는 것이 적합하다는 것을 확인할 수 있었다. 또한 본 사면과 같이 큰 변위량을 동반하지 않는 붕괴의 경우 보다 최근 데이터만을 대상으로 모델을 설정한 25개 데이터 해석모델에서 가장 정확한 결과를 나타낸 것으로 판단된다.

앞 서 언급한 바와 같이, A 사면과 동일한 방법으로 누적데이터 모델을 사용하여 개별 센서에 대해 각각 단변량 분석을 실시하였다(Fig. 5.29(b) 참조). 분석결과, 13개의 센서 중 5개의 센서에서 이상징후를 나타냈다. 3번, 9번, 11번 센서에서는 가장 낮은 1 단계 이상징후로 감지하였으며 12번과 13번 센서에서는 99.0%를 넘어 2단계 이상징후로 감지하였다. 따라서 B 사면의 측정데이터들을 대상으로 단변량 분석을 실시할 경우 가장 높은 99.9%의 한계값을 넘는 3단계 이상징후로 감지하지는 못한 것을 확인할 수 있었다.



(a) Exceeding confidence limits in  $T^2$ -statistic &  $Q$ -statistic





(b) Exceeding confidence limits in univariate statistics of each sensor

Fig. 5.29 Results of univariate analysis and multivariate analysis  
- B slope, 2006. 7. 10

C 사면에 계측시스템이 설치된 2003년 12월 23일부터 붕괴가 발생한 이후인 2004년 7월까지 약 7개월간 계측된 시간에 따른 누적변위량은 Fig. 5.30과 같다. 저장된 데이터의 측정주기는 약 1회/5일이다. Fig. 5.30에 나타난 바와 같이, 붕괴발생일로 추정되는 7월이 포함된 2004년 6월 30일 이후 7월 27일까지 약 1개월간의 데이터가 유실되어 붕괴시의 변위량 변화를 정확히 확인할 수 없다. 계측시스템 설치 후부터 데이터 유실 전인 2004년 6월 30일까지 16개의 센서 모두 최대 17.17, 최소 -9.41의 범위 내의 작은 데이터 변동을 보였다(Fig. 5.30 참조). 그러다 붕괴 발생 이후인 7월 27일에 12번 센서의 누적 변위량 132.74mm, 13번 센서의 누적변위량 127.57mm의 급격한 변화를 나타냈다.

누적 데이터 및 25개 데이터를 기준으로 설정하는 해석모델의 경우 26번째 데이터가 입력되는 시기인 2004년 5월 2일의 측정데이터부터 상태 판단이 가능하다. 또한 90일 데이터 기준 해석모델의 경우 계측시스템이 설치된 2003년 12월 23일부터 90일 후인 2004년 3월 23일의 측정데이터부터 이상여부의 판단이 가능하다. 본 연구에서는 해석모델에 따른 분석결과 및 이상감지 빈도 등을 비교하기 위해 동일한 기간인 2004년 5월 2일~7월 30일까지의 데이터를 대상으로 세 가지 해석모델의 데이터 설명 비율 70%, 80% 그리고 90%에 대하여 데이터 분석을 실시하였다(부록 II 참조). 해석모델이 동일할 경우  $T^2$ -통계량이 각 한계선을 초과한 빈도는 전반적으로 데이터 설명 비율이 증가할수록 높아진 것을 확인할 수 있었다. 본 대상사면의 경우 2004년 5월 2일~7월 30일까지의 데이터가 14개밖에 되지 않아 해석모델별 빈도는 거의 비슷한 것으로 나타났다.

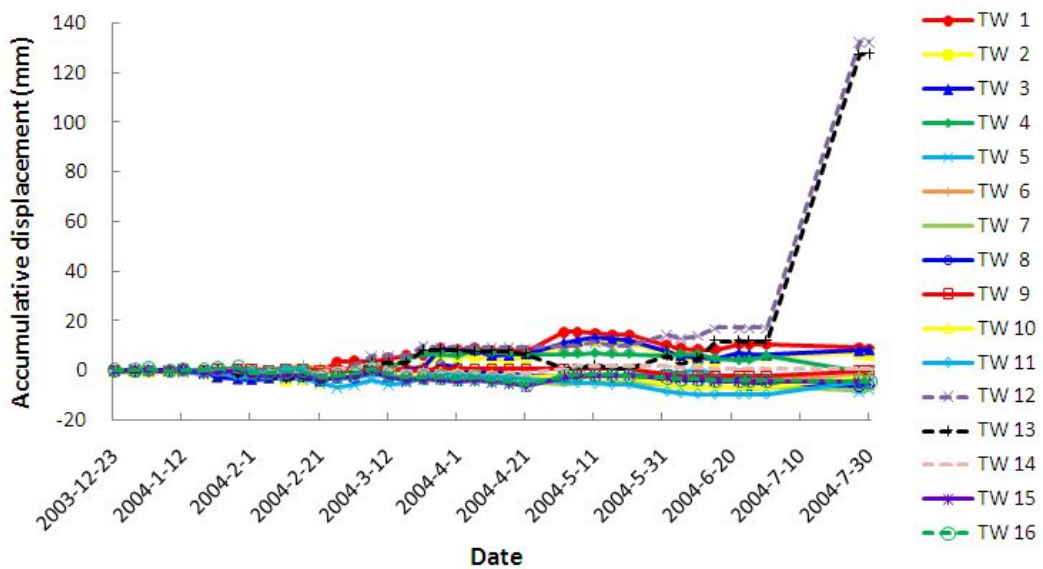


Fig. 5.30 Accumulative displacement by Data (C slope)

붕괴가 발생한 2004년 7월 27일 누적 데이터, 25개 데이터 그리고 90일 데이터를 기준으로 주성분 분석을 실시한 결과, 누적 데이터 기준 해석모델의 경우 데이터 설명비율이 70%, 80% 그리고 90%일 때 각각 74.48%, 85.80%, 93.84%의 누적기여율을 나타내는 2개, 3개, 4개의 주성분을 선택하였다(부록 II-3(a) 참조). 또한 25개 데이터 기준 해석모델의 경우도 데이터 설명비율 70%, 80% 그리고 90%에 대해 각각 70.75%, 87.97%, 94.11%의 누적기여율을 나타내는 2개, 3개, 4개의 주성분을 선택하였다(부록 II-3(b) 참조). 90일 기준 해석모델에서는 2번째까지의 주성분 누적기여율이 84.70%으로 데이터 설명비율 70%와 80%의 경우 동일하게 1개의 주성분만을 선택하게 되며 그 해석모델이 동일하여  $T^2$ -통계량과  $Q$ -통계량 및 그 관리기준 또한 같아진다. 또한 데이터 설명비율 90%의 경우, 94.98%의 누적기여율을 나타내는 3번째 주성분까지 해석모델로 선택하게 된다(부록 II-3(c) 참조). 이 때  $T^2$ -통계량과  $Q$ -통계량을 산정하게 위해 사용되는 각 주성분의 적재값은 부록 II-4 ~ II-6과 같다.

부록 II-7은 붕괴가 발생한 2004년 7월 27일의 데이터를 이와 같은 방법으로 설정된 각각의 해석모델에 의해 계산한  $T^2$ -통계량을 나타낸다. 누적데이터를 기준으로 해석모델을 설정한 경우, 데이터 설명비율 70%, 80% 그리고 90%일 때  $T^2$ -통계량이 각각 33.02, 53.12, 81.29로서 가장 높은 관리한계선인 99.9%의 각 한계값인 24.94,

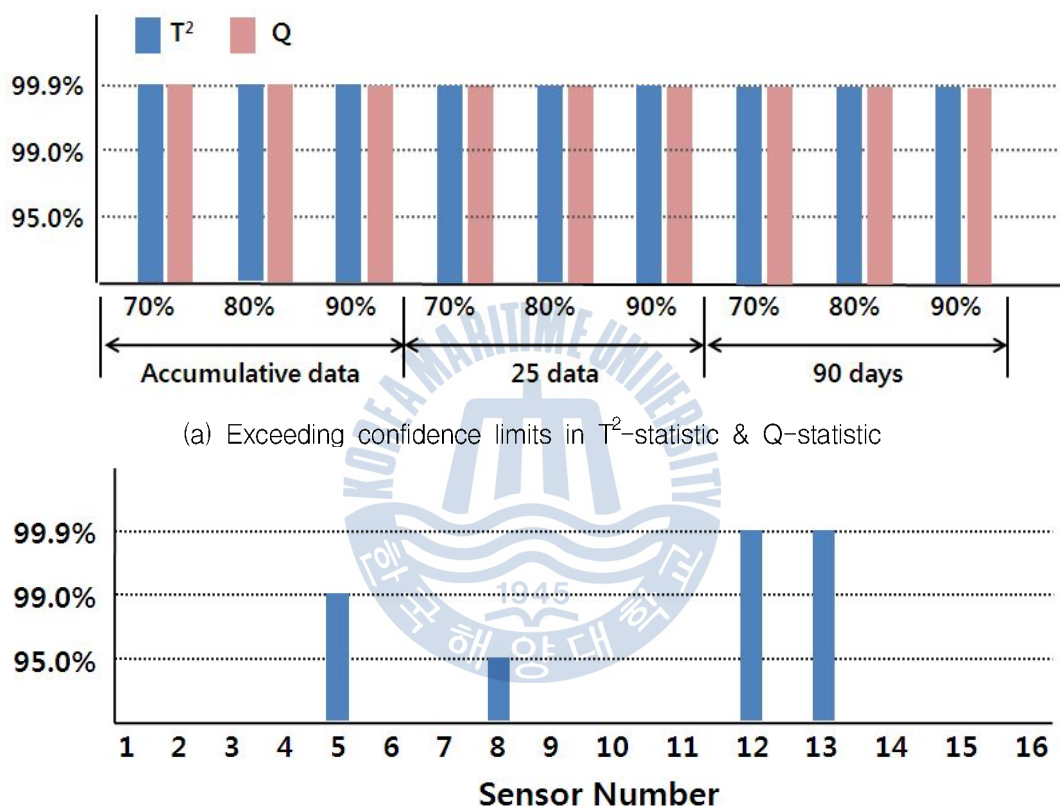
30.41, 35.99를 모두 초과하여 3단계 이상징후를 나타내는 것을 확인할 수 있다. 또한 25개 데이터 기준 해석모델의 경우에도 모든 설명비율에서 3단계 관리한계선을 모두 넘어서었다. 설명비율 70, 80%일 때  $T^2$ -통계량이 각각 34.82, 58.83로서 가장 높은 관리한계선인 99.9%의 각 한계값인 29.46, 37.45을 모두 초과하여 3단계 이상징후를 나타냈다. 또한 설명비율 90%일 경우에는  $T^2$ -통계량이 398.08로서 99.9%의 한계값인 46.26보다 상대적으로 매우 크게 초과한 것을 알 수 있었다. 90일 데이터를 기준으로 하는 해석모델에서도 모든 데이터 설명비율에서 99.9%의 관리한계선을 모두 넘어서 3단계 이상징후를 감지하는 동일한 결과를 나타냈다. 90일 데이터를 기준 해석모델에서 설명비율 70%, 80%일 때  $T^2$ -통계량은 61.20으로 99.9%의 한계값인 40.91보다 커 가장 높은 3단계 이상징후를 감지하였다. 또한 설명비율 90%일 경우에도 181.21로서 99.9%의 한계값인 57.30보다 높아 3단계 이상징후를 나타냈다.

부록 II-8은 붕괴가 발생된 2004년 7월 27일에 9가지 조건(3가지 해석모델 및 3가지 설명률)에 따른  $Q$ -통계량을 나타낸다. 누적데이터를 기준으로 해석모델을 설정한 경우, 부록 II-8(a)~(c)에 나타난 바와 같이 데이터 설명비율 70%, 80%, 90%일 때  $Q$ -통계량은 838.77, 802.38, 766.11로써 가장 높은 관리한계선인 99.9%의 한계값 35.91, 27.70, 12.28보다 커 3단계 이상징후를 나타냈다. 25개 데이터 기준 해석모델에서도 모든 설명비율에서 가장 높은 관리한계선을 넘어 3단계 이상징후를 감지하였다. 설명률 70%, 80% 그리고 90%일 때  $Q$ -통계량이 각각 1,985.58, 1,019.43, 686.28로서 99.9%의 각 한계값인 58.53, 12, 19.55, 11.41을 모두 크게 초과한 것을 확인할 수 있었다(부록 II-8(d)~(f) 참조). 90일 데이터 해석모델에서도 이와 동일하게 모든 설명비율에서 가장 높은 한계선을 넘어 3단계 이상징후를 감지하였다. 부록 II-8(g)에서 보이는 바와 같이 설명비율 70%, 80%의  $Q$ -통계량은 1,611.56의 동일한 값으로 99.9%의 한계값인 36.99를 초과하였다. 그리고 설명비율 90%일 때  $Q$ -통계량은 1,412.66으로 99.9%의 한계값인 8.21를 크게 벗어나 3단계 이상징후를 나타냈다(부록 II-8(h) 참조).

C 사면 붕괴발생일에 대한  $T^2$ -통계량과  $Q$ -통계량의 결과를 정리하면 Fig. 5.31(a)와 같다. 모든 해석모델들의 각각의 데이터 설명비율에서  $T^2$ -통계량과  $Q$ -통계량이 99.9%의 관리한계선을 초과하여 가장 위험한 3단계 이상징후를 감지하였다. C 사면의 경우, 앞서 적용한 A, B 사면과 비교하여 상대적으로 갑작스런 큰 변위를 동반한 붕괴형태로 본 연구에서 적용한 모든 주성분 분석모델을 이용하여 사면의 이상검지가 가능하다는 것을 확인할 수 있다.

누적데이터 모델을 사용하여 각 센서별 단변량 분석을 실시한 결과는 Fig. 5.31(b)와

.같다. 분석결과, 16개의 센서 중 4개의 센서에서 이상징후를 나타냈다. 8번 센서는 가장 낮은 95.0%의 관리한계값을 넘어 1단계 이상징후를 나타냈으며 5번 센서의 경우 99.0%의 관리한계선을 넘어 2단계 이상징후를 나타내었다. 또한 12번 센서와 13번에서는 가장 높은 99.9%의 한계값을 넘어 사면 붕괴를 감지하였음을 확인할 수 있다. 앞서 언급한 바와 같이 본 사면의 경우 붕괴시 동반된 갑작스런 큰 변위량에 의해 단변량 분석을 통해서도 몇몇 센서에서 붕괴 감지가 가능한 것으로 판단된다.



(a) Exceeding confidence limits in  $T^2$ -statistic &  $Q$ -statistic  
 (b) Exceeding confidence limits in univariate statistics of each sensor  
**Fig. 5.31 Results of univariate analysis and multivariate analysis**  
 - C slope, 2004. 7. 27

D 사면의 경우, 계측시스템이 설치된 2007년 1월 10일부터 붕괴 후 13번 센서의 측정데이터가 전송되지 않은 2007년 9월 26일까지의 시간에 따른 누적변위량은 Fig. 5.32와 같다. 측정주기는 1회/일이며 비교적 데이터 유실은 없었다. Fig. 5.32에 나타난 바와 같이 계측시작일로부터 9월 14일까지 15개 센서 모두에서 최대 측정값 4.32,

최소 측정값 -11.91으로 그 변동량이 작았다. 측정된 변위데이터는 붕괴 전날인 19일까지도 15번 센서의 하루 변화량이 약 2.5mm/일로서 그 움직임이 미세하다 붕괴일인 20일에 하루 변화량이 약 345mm/일로 급격한 변화를 나타낸다(Fig. 5.28 참조). 이와 같은 경우, 붕괴 이전에 누적변위량의 관찰만으로 붕괴 조짐을 관찰하기란 매우 어렵다.

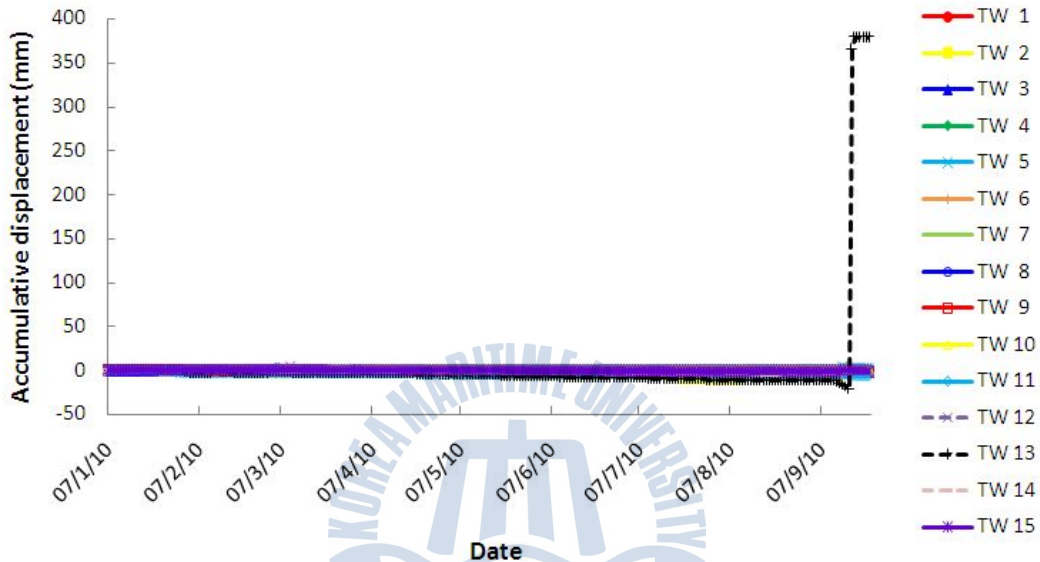


Fig. 5.32 Accumulative displacement by Date (D slope)

누적 데이터 및 25개 데이터 기준 해석모델의 경우 26번째 데이터가 입력되는 시기인 2007년 2월 4일의 측정데이터부터 이상여부의 판단이 가능하다. 또한 90일 기준의 해석모델의 경우는 계측시스템이 설치된 2007년 1월 10일부터 90일 후인 2004년 4월 10일의 측정데이터부터 이상여부의 판단이 가능하다. 본 연구에서는 해석모델에 따른 분석결과 및 이상감지 빈도 등을 비교하기 위해 동일한 기간인 2004년 4월 10일~9월 30일까지의 데이터를 대상으로 세 가지 해석모델의 데이터 설명비율 70, 80 그리고 90%에 대하여 데이터 분석을 실시하였다(부록 III 참조). 부록 III-1에 나타난 바와 같이,  $T^2$ -통계량의 경우 누적 데이터 기준의 해석모델에서 각 한계선을 초과한 빈도가 가장 높았다. 그리고  $Q$ -통계량의 경우 25개 데이터 기준일 경우 각 한계선을 초과한 빈도가 가장 높았다(부록 III-2 참조). 해석모델이 동일할 경우  $T^2$ -통계량이 각 한계선을 초과한 빈도는 전반적으로 누적기여율이 증가할수록 높아진 것을 확인할 수 있었다.



붕괴가 발생된 2007년 9월 20일 누적데이터, 25개 데이터 그리고 90일 데이터를 기준으로 주성분 분석을 실시한 결과, 누적 데이터 해석모델의 경우 데이터 설명비율이 70%, 80% 그리고 90%에 대해 각각 72.01%, 87.01%, 91.61%의 누적기여율을 나타내는 1개, 2개, 3개의 주성분을 선택하였다(부록 III-3(a) 참조). 25개 데이터 기준 해석모델의 경우 데이터 설명비율 70%에 대해 고유값 10.24로서 78.74%의 누적기여율을 나타내는 1번째 주성분을 해석모델로 선택하게 된다(부록 III-3(b) 참조). 데이터 설명비율이 80%와 90%의 경우 91.37%의 누적기여율을 나타내는 2개의 주성분을 동일하게 선택하였다(부록 III-3(b) 참조). 따라서 설명비율이 80%와 90%일 때의  $T^2$ -통계량과  $Q$ -통계량 및 그 관리기준 또한 같아진다. 90일 기준 해석모델의 경우, 데이터 설명비율이 70%, 80% 그리고 90%에 대해 각각 78.44%, 88.54% 그리고 93.48%의 누적기여율을 나타내는 2, 3, 4번째 주성분까지를 선택하였다(부록 III-3(c) 참조). 이때  $T^2$ -통계량과  $Q$ -통계량을 산정하기 위해 사용되는 각 주성분의 적재값은 부록 III-4 ~ III-6과 같다.

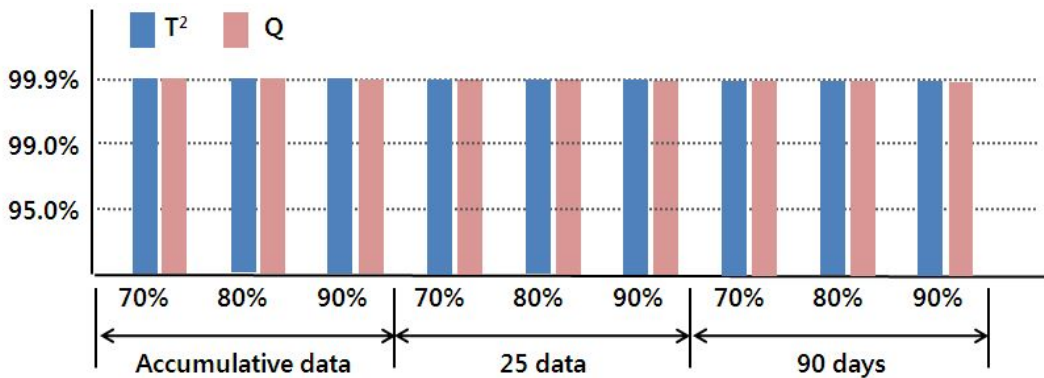
부록 III-7은 붕괴가 발생된 2007년 9월 20일의 데이터를 이와 같은 방법으로 설정된 각각의 해석모델에 의해 계산한  $T^2$ -통계량을 나타낸다. 누적 데이터를 기준으로 해석모델을 설정한 경우, 모든 설명률에서 가장 높은 99.9%의 관리한계선을 넘어서 3단계 이상징후를 나타냈다. 설명비율 70%, 80%의 경우에는  $T^2$ -통계량이 각각 70.89와 75.35로서 99.9%의 관리한계값 15.63과 19.19를 초과하였다. 또한 설명비율 90%일 경우  $T^2$ -통계량이 1,683.91로서 가장높은 한계선의 한계값인 22.16보다 매우 큰 값을 보여 3단계 이상징후를 감지하였다. 25개 데이터 기준 해석모델의 경우에도 모든 설명비율에서 가장 높은 관리한계선을 넘어서었다. 설명비율 70%일 때  $T^2$ -통계량이 154.30으로 99.9%의 한계값인 21.66을 초과하였으며 설명비율 80%, 90%의 경우에는 662.27로서 한계값 29.46보다 크게 나타나 3단계 이상징후를 나타냈다. 90일 데이터를 기준으로 하는 해석모델에서도 모두 가장 높은 관리한계선을 넘어 3단계 이상징후를 보였다. 누적 기여율 70%, 80%, 90%일 때  $T^2$ -통계량은 2,190.53, 2,526.55, 2,543.19로서 다른 모델들에 비해 상대적으로 매우 크게 나타나 99.9%의 한계값인 20.72, 24.28, 27.63와 큰 차이를 보이므로 확인할 수 있었다.

부록 III-8은 붕괴가 발생된 2007년 9월 20일에 9가지 조건(3가지 해석모델 및 3가지 설명률)에 따른  $Q$ -통계량을 나타낸다. 누적데이터를 기준으로 해석모델을 설정한 경우, 부록 III-8(a)~(c)에 나타난 바와 같이 데이터 설명비율 70%, 80%, 90%일 때  $Q$ -통계량은 7,019.90, 7,011.19, 6,049.04로써 가장 높은 관리한계선인 99.9%의 한계값 48.12, 12.33, 7.78보다 커 3단계 이상징후를 감지하였다. 25개 데이터 기준 해

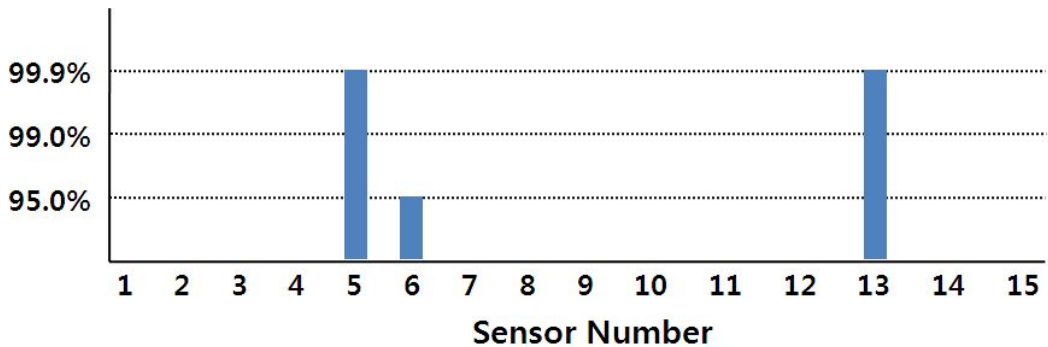
석모델에서도 모든 설명비율에서 가장 높은 관리한계선을 넘어 3단계 이상 징후를 나타냈다. 설명비율 70%와 80%일때  $Q$ -통계량이 23,875.98로서 99.9%의 각 한계값인 36.51보다 매우 크게 나타났고 설명률 80%와 90%일 때  $Q$ -통계량이 23,042.08로서 99.9%의 각 한계값인 11.75를 크게 초과한 것을 확인할 수 있다(부록 III-8(d)~(e) 참조). 90일 데이터 해석모델에서도 이와 동일하게 모든 설명비율에서 가장 높은 한계선을 넘어 3단계 이상 징후를 나타냈다. 부록 III-8(f)~(h)에서 보이는 바와 같이 설명비율 70%, 80%, 90%의  $Q$ -통계량은 21,830.00, 21,389.30, 21,378.63으로 99.9%의 한계값인 37.58, 13.24 및 7.88을 크게 초과하였다.

D 사면 붕괴발생일에 대한  $T^2$ -통계량과  $Q$ -통계량의 결과를 정리하면 Fig. 5.33(a)와 같다. 모든 해석모델의 각 데이터 설명비율에서  $T^2$ -통계량과  $Q$ -통계량이 가장 높은 관리한계선을 초과하여 3단계 이상징후를 감지하였다. D 사면의 경우 역시 갑작스런 큰 변위 변화량을 동반하는 붕괴유형으로 본 연구에서 적용한 모든 주성분 분석모델에서 사면의 이상 감지가 가능하다는 것을 확인할 수 있다.

누적데이터 모델을 사용하여 각 센서별 단변량 분석을 실시한 결과는 Fig. 5.33(b)와 같다. 분석결과, 15개의 센서 중 3개의 센서에서 이상징후를 나타냈다. 6번 센서는 가장 낮은 95.0%의 관리한계값을 넘어 1단계 이상징후를 나타냈으며 5번 센서의 경우 99.0%의 관리한계선을 넘어 2단계 이상징후를 나타내었다. 또한 13번 센서에서는 가장 높은 99.9%의 한계값을 넘어 사면 붕괴를 감지하였음을 확인할 수 있다. 앞서 언급한 바와 같이 본 사면의 경우 붕괴시 동반된 갑작스런 큰 변위량에 의해 단변량 분석을 통해서도 몇몇 센서에서 붕괴 감지가 가능한 것으로 판단된다.



(a) Exceeding confidence limits in  $T^2$ -statistic &  $Q$ -statistic



(b) Exceeding confidence limits in univariate statistics of each sensor

Fig. 5.33 Results of univariate analysis and multivariate analysis – D slope, 2007.

## 9. 20

E 사면의 경우, 계측시스템 설치일인 2005년 5월 19일부터 2005년 7월 16일까지의 데이터는 유실되어 저장되어있지 않으며, 2005년 7월 16일을 기준으로 붕괴가 발생한 이후인 2006년 5월까지 약 11개월간 측정된 시간에 따른 누적변위량은 Fig. 5.34와 같다. 계측빈도는 2005년 7월 16일부터 2006년 2월 16일까지는 약 1회/5일의 주기로 측정되었으며 2006년 2월 16일~2006년 3월 2일은 1회/2일, 그리고 2006년 3월 2일 이후부터는 1회/일 주기로 측정되었다. Fig. 5.34에 나타난 바와 같이 붕괴일인 2006년 5월 7일 당시 5단면의 센서들이 전반적으로 약 40~60mm의 변위가 발생하였다. 또한 붕괴일 이전 4월 13일과 4월 20일경에 활동 예상암반에 위치한 12번 센서의 측정값이 22mm, 50mm의 큰 변화량을 보였던 것을 확인할 수 있다.

누적 데이터 및 25개 데이터 기준의 해석모델의 경우 26번째 데이터가 입력되는 시기인 2006년 1월 7일의 측정데이터부터 이상여부의 판단이 가능하다. 또한 90일 기준의 해석모델의 경우는 측정데이터가 저장되어 있는 2005년 7월 16일부터 90일 후인 2005년 10월 16일의 측정데이터부터 이상여부의 판단이 가능하다. 본 연구에서는 해석모델에 따른 분석결과 및 이상감지 빈도 등을 비교하기 위해 동일한 기간인 2006년 1월 7일~5월 31일까지의 데이터를 대상으로 세 가지 해석모델의 데이터 설명비율 70%, 80% 그리고 90%에 대하여 데이터 분석을 실시하였다(부록 IV 참조). 부록 IV-1에 나타난 바와 같이,  $T^2$ -통계량의 경우 누적데이터 기준의 해석모델일 각 한계선을 초과한 빈도가 가장 높았다. 그리고  $Q$ -통계량의 경우 25개 데이터 기준일 경우 각 한계선을 초과한 빈도가 가장 높았다(부록 IV-2 참조).

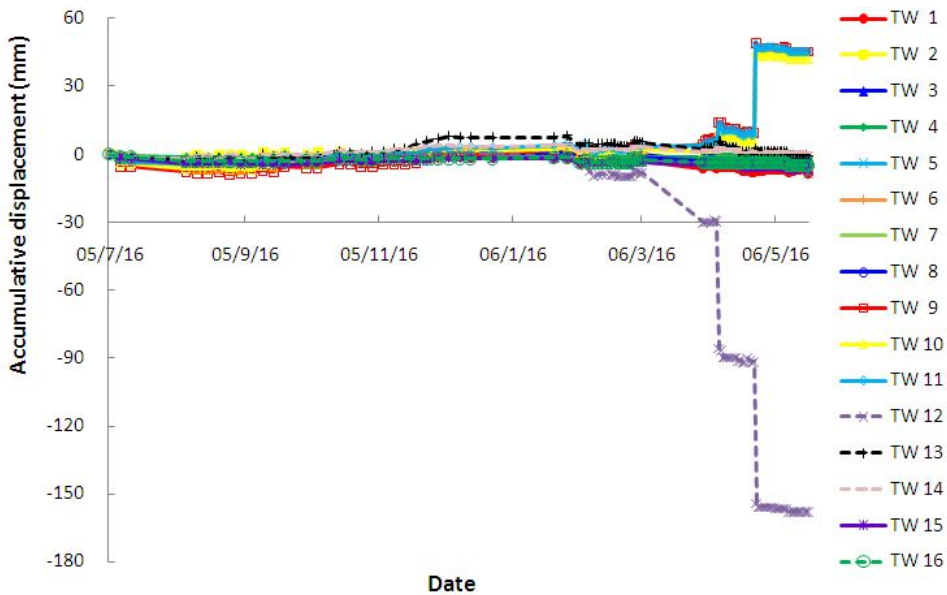


Fig. 5.34 Accumulative displacement by date (E slope)

붕괴가 발생된 2006년 5월 7일 누적데이터, 25개 데이터 그리고 90일 데이터를 기준으로 주성분 분석을 실시한 결과, 누적데이터 해석모델의 경우 데이터 설명비율 70%와 80%에 대해 86.12%의 누적기여율을 나타내는 2개의 주성분을 선택하였다. 또한 90% 설명비율의 경우, 91.23%의 누적기여율을 나타내는 3번째 주성분까지 선택하였다(부록 IV-3(a) 참조). 25개 데이터 기준 해석모델에서도 설명비율 70%와 80%에 대해 57.43%의 누적기여율을 나타내는 2개의 주성분을 선택하였다. 또한 90% 데이터 설명비율의 경우, 92.24%의 누적기여율을 나타내는 3번째 주성분까지 선택하였다(부록 IV-3(b) 참조). 90일 기준 해석모델에서도 2번째까지의 주성분 기여율이 85.09%으로 설명비율 70%와 80%의 경우 동일하게 2개의 주성분을 선택하였다. 또한 설명비율 90%의 경우, 90.67%의 누적기여율을 나타내는 3번째 주성분까지 해석모델로 선택하게 된다(부록 IV-3(c) 참조). 이 때  $T^2$ -통계량과  $Q$ -통계량을 산정하게 위해 사용되는 각 주성분의 적재값은 부록 IV-4~IV-6과 같다.

부록 IV-7은 붕괴가 발생된 2006년 5월 7일의 데이터를 이와 같은 방법으로 설정된 각각의 해석모델에 의해 계산한  $T^2$ -통계량을 나타낸다. 누적데이터를 기준으로 해석모델을 설정한 경우, 설명비율이 70%와 80%일 때  $T^2$ -통계량이 40.79로서 가장 높은 관리한계값 21.28을 초과하였고 설명비율 90%의 경우에도 51.04로서 한계값 25.08을 초과한다. 따라서 모든 설명비율에서 가장 높은 관리한계선을 넘어서 3단계

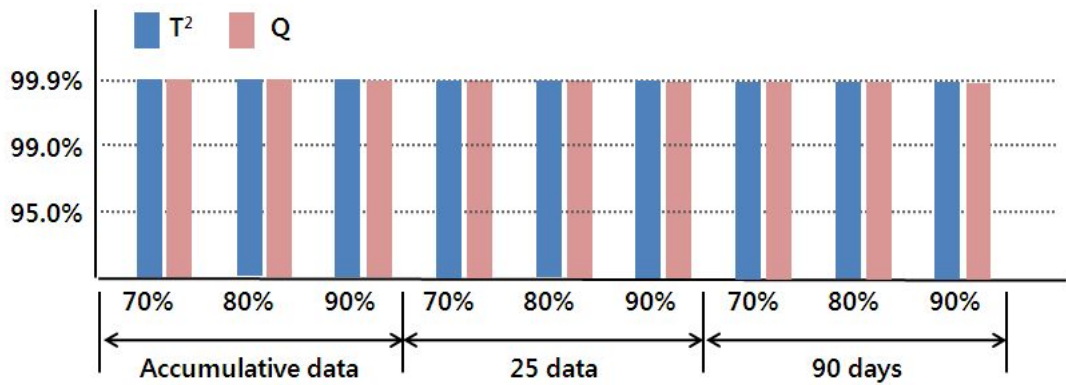
이상징후를 감지하였다. 또한 25개 데이터 기준 해석모델에서도 모든 설명 비율에서 가장 높은 관리한계선을 넘어서 3단계 이상징후를 나타냈다. 설명비율이 70%와 80%일 때  $T^2$ -통계량이 83.64로서 3단계 관리한계값 29.46을 초과하였으며 설명비율 90%의 경우에도 101.77로서 한계값 37.45를 초과하였다. 90일 데이터 기준 해석모델에서도 설명비율이 70%와 80%일 때  $T^2$ -통계량이 90.54로서 가장 높은 관리한계값 23.27을 초과하고 설명비율 90%의 경우에도 91.39로서 한계값 27.94를 초과하여 3단계 이상징후를 나타냈다.

부록 IV-8은 붕괴가 발생된 2006년 5월 7일에 9가지 조건(3가지 해석모델 및 3가지 설명률)에 따른  $Q$ -통계량을 나타낸다.  $Q$ -통계량 역시  $T^2$ -통계량과 동일한 결과를 나타냈다. 누적데이터를 기준으로 해석모델을 설정한 경우, 설명비율이 70%와 80%일 때  $Q$ -통계량이 73.92로서 3단계 관리한계값 16.76을 초과하였으며 설명비율 90%의 경우에도 65.54로서 한계값 10.28을 초과하였다. 또한 25개 데이터 기준 해석모델에서도 설명비율이 70%와 80%일 때  $Q$ -통계량이 228.75로서 3단계 관리한계값 25.19를 초과하였고 설명비율 90%의 경우에도 206.41로서 한계값 10.84보다 큰 값을 나타냈다. 90일 데이터 기준 해석모델에서도 설명비율이 70%와 80%일 때  $T^2$ -통계량이 72.28로서 3단계 관리한계값 18.98을 초과하고 설명비율 90%의 경우에도 77.51로서 한계값 17.48보다 큰 값을 나타냈다.

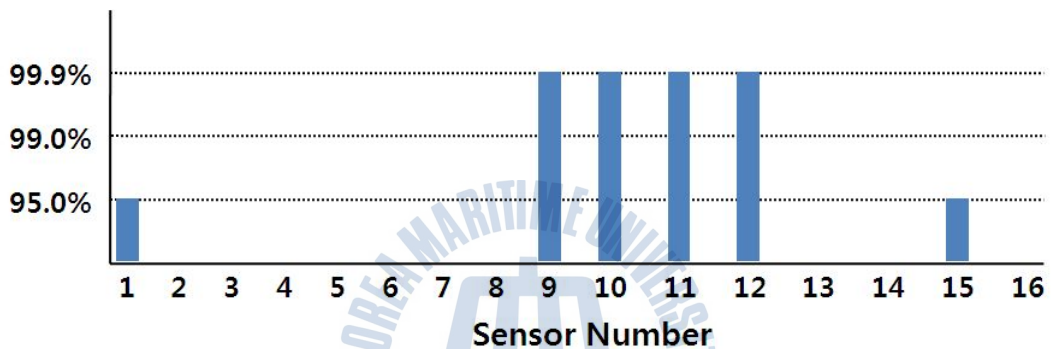
E 사면 붕괴발생일에 대한  $T^2$ -통계량과  $Q$ -통계량의 결과를 정리하면 Fig. 5.35(a)와 같다. 모든 해석모델의 각 데이터 설명비율에서  $T^2$ -통계량과  $Q$ -통계량이 가장 높은 3단계 관리한계선을 초월하였다. 따라서 본 대상사면의 경우, 주성분분석의 모든 해석모델에서 이상감지가 가능한 것으로 판단된다.

누적데이터 모델을 사용하여 각 센서별 단변량 분석을 실시한 결과는 Fig. 5.35(b)와 같다. 분석결과, 16개의 센서 중 6개의 센서에서 이상징후를 나타냈다. 1번 센서와 15번 센서는 가장 낮은 95.0%의 관리한계값을 넘어 1단계 이상징후를 나타냈으며 9번~12번 센서의 경우 가장 높은 99.9%의 한계값을 넘어 사면 붕괴를 감지하였음을 확인할 수 있다. 앞서 언급한 바와 같이 본 사면의 경우 붕괴시 동반된 갑작스런 큰 변위량에 의해 단변량 분석을 통해서도 몇몇 센서에서 붕괴 감지가 가능한 것으로 판단된다.





(a) Exceeding confidence limits in  $T^2$ -statistic &  $Q$ -statistic



(b) Exceeding confidence limits in univariate statistics of each sensor

Fig. 5.35 Results of univariate analysis and multivariate analysis

— E slope, 2006. 5. 7

## 5.4 결과분석

사면 5개소의 붕괴일자에 대한 다변량 통계분석을 실시한 결과,  $T^2$ -통계량과  $Q$ -통계량의 이상감지 가능여부의 결과는 Table 5.7과 같다. 작은 변화에도 민감한  $Q$ -통계량의 경우, 25개 데이터 및 90일 데이터를 기준으로 설정한 해석모델에서는 모든 사면에서 가장 위험한 3단계 이상징후를 감지하였다. 그러나 누적데이터를 기준으로 설정하는 해석모델에서는 A 사면은 2단계 이상징후로만 감지하였고 B 사면은 데이터 설명비율 70%와 80%에서는 1단계 이상징후로 90%에서는 2단계 이상징후로 판단하였다.

$T^2$ -통계량의 경우 C, D, E 사면에서는 모든 해석모델에서 가장 위험한 3단계 이상 징후를 감지하였으나 A 사면과 B 사면에서는 데이터 범위 기준 해석모델 및 데이터 설명비율에 따라 정상상태에서 3단계 이상징후에까지 서로 상이한 결과를 나타냈다. 이와 같은 결과는 붕괴시 갑작스런 큰 변위량 변화를 동반하는 C, D, E 사면과 달리 A 사면과 B 사면의 경우, 서서히 붕괴가 발생하여 붕괴 당시 큰 변위량 변화를 나타내지 않아 감지가 보다 어려운 것으로 판단된다.

다변량 통계적 공정관리방법에서는 앞서 3.2장에서 기술한 바와 같이  $T^2$ -통계량과  $Q$ -통계량 둘 중 어느 하나의 통계량이 한계선을 넘을 경우 이상발생으로 간주된다. 따라서 25개 데이터 및 90일 데이터를 기준으로 설정한 해석모델은  $Q$ -통계량을 통해 모든 사면의 이상징후 감지가 가능함을 확인하였다. 또한  $T^2$ -통계량의 경우, A 사면에서는 90일 데이터 기준해석모델이, B 사면에서는 25개 데이터 기준 해석모델이 각각 2단계 이상징후까지 나타내 가장 적합한 모델임을 나타냈다. A 사면의 경우 측정빈도가 약 1회/5일로서 90일 기준의 해석모델이 가장 최근의 데이터만을 대상으로 설정된 모델이며 B 사면의 경우 측정 빈도가 약 1회/일로서 25개 데이터 기준의 해석모델이 가장 최근의 데이터만을 대상으로 설정된 모델이다. 따라서 데이터 해석모델은 가장 최근의 데이터를 기준으로 설정할 때 작은 변화까지도 정확한 감지가 가능함을 알 수 있다. 데이터 설명비율 분석결과, 사면의 이상여부 판단 결과에 크게 영향을 주지 않는 것으로 나타났다. 이는 본 연구에서 선택한 70%, 80%, 90%의 범위 데이터 설명비율은 주성분을 결정하기에 충분한 범위이내 구간으로 유사한 결과를 나타낸 것으로 판단된다.

Table 5.7 Analysis results summary – collapse days of slopes respectively

Slope			A	B	C	D	E
Accumulative data	70%	$T^2$	0	1	3	3	3
		$Q$	2	1	3	3	3
	80%	$T^2$	0	1	3	3	3
		$Q$	2	1	3	3	3
	90%	$T^2$	1	0	3	3	3
		$Q$	2	2	3	3	3
25 data	70%	$T^2$	0	3	3	3	3
		$Q$	3	3	3	3	3
	80%	$T^2$	0	3	3	3	3
		$Q$	3	3	3	3	3
	90%	$T^2$	2	3	3	3	3
		$Q$	3	3	3	3	3
90 days	70%	$T^2$	2	1	3	3	3
		$Q$	3	3	3	3	3
	80%	$T^2$	2	1	3	3	3
		$Q$	3	3	3	3	3
	90%	$T^2$	2	1	3	3	3
		$Q$	3	3	3	3	3

※ 0 : 정상상태, 모든 관리한계선을 넘어서지 않는다.

1 : 95.0% 관리한계선을 넘어서나.

2 : 99.0% 관리한계선을 넘어서나.

3 : 99.9% 관리한계선을 넘어서나.

## 제 6 장 결론 및 제언

### 6.1 결 론

본 연구는 물리적 모델을 명확히 정의내릴 수 없는 사면과 같은 지반구조물에 대한 적합하고 신뢰성 있는 데이터 분석기법을 제시하기 위해 실시되었다. 이를 위해, 데이터 기반의 다변량 통계방법인 주성분 분석을 이용하여 붕괴이력이 있었던 사면 5개소의 측정데이터를 분석하였다. 다변량 통계분석은 흙의 불확실성과 입상체의 거동특성 및 여러 환경적 영향요인을 여러 가지 토질역학적 가정에 기초하여 결정하므로써 발생할 수 있는 오류를 줄이고자 적용되었다. 다변량 통계분석은 통계적 기법으므로 각각의 대상 사면에 따른 개별적 속성을 반영할 수 있으며 다수의 센서 측정값을 동시에 고려하여 분석 가능하다. 따라서 기존에 제시되었던 관리기준 및 데이터 분석기법들의 문제점인 일괄적 기준 적용, 센서 상호관계, 환경적 요인 무시 등을 해소할 수 있다.

분석에 사용된 측정데이터는 모두 지표면 신축변위계에 의해 취득된 데이터로서 같은 단면 상에 연결하여 설치함으로써 발생하는 기준 폴의 이동에 의한 측정오류를 고려하여 수정한 데이터를 사용하였다.

본 연구에서는 가장 적합한 해석모델을 설정하기 위해 처음 측정치부터 새로운 측정치까지의 모든 데이터를 누적하여 포함하는 1) 누적데이터 기준방법과 측정기간에 무관하게 상태판단을 하고자 하는 새로운 측정치로부터 25개 이전의 데이터만을 가지고 해석하는 2) 25 데이터 기준 방법과 그리고 측정데이터 개수와는 무관하게 측정기간만을 기반으로 90일간의 측정데이터를 이용하는 3) 90일 데이터 기준 해석모형을 구축하였다. 이 세 가지 해석모형은 새로운 측정값이 입력됨에 따라 그 측정값을 반영한 최신모형으로 갱신된다. 실시간으로 측정데이터들이 입력되는 상시계측시스템의 특성을 고려해 볼 때 이와 같은 동적 모델링 처리과정은 고정된 일정한 정적모델을 사용하는 것보다 적합하고 실효성있는 분석을 실시할 수 있을 것으로 판단된다.

사면의 이상데이터 식별을 위해  $T^2$ -통계량과  $Q$ -통계량이 산정되었다.  $T^2$ -통계량은 새로운 관측값이 정상상태에서 얻어진 과거 이력자료와 얼마나 비슷한지를 판단하는 통계량이다. 그리고  $Q$ -통계량은 실제 관측값과 분석모형에 의한 추정값의 차이를 나타내는 통계량으로  $T^2$ -통계량과  $Q$ -통계량을 통해 둘 중 어느 하나의 통계량이 한계선을 넘을 경우 이상상태로 판단한다. 이 때 관리한계선은  $T^2$ -통계량과  $Q$ -통계량 모두 95.0%, 99.0% 그리고 99.9%의 1, 2, 3단계로 구분하여 나타냈다.

사면 5개소의 붕괴일자에 대한  $T^2$ -통계량과  $Q$ -통계량의 분석 결과, 작은 변화에도 민감한  $Q$ -통계량의 경우 25개 데이터 및 90일 데이터를 기준으로 설정한 해석모델에서는 모든 사면에서 가장 위험한 3단계 이상징후를 감지하였다. 그러나 누적데이터를 기준으로 설정하는 해석모델에서는 A 사면은 2단계 이상징후로만 감지하였고 B 사면은 데이터 설명비율 70%와 80%에서는 1단계 이상징후로 90%에서는 2단계 이상징후로 판단하였다.  $T^2$ -통계량의 경우 C, D, E 사면에서는 모두 가장 위험한 3단계 이상징후를 감지하였으나 A 사면과 B 사면에서는 데이터 범위 기준 해석모델 및 데이터 설명비율에 따라 정상상태에서 3단계 이상징후에까지 서로 상이한 결과를 나타냈다. 이와 같은 결과는 붕괴시 갑작스런 큰 변위량 변화를 동반하는 C, D, E 사면과 달리 A 사면과 B 사면의 경우, 서서히 붕괴가 발생하여 붕괴 당시 큰 변위량 변화를 나타내지 않아 감지가 보다 어려운 것으로 판단된다.

다변량 통계분석에서는  $T^2$ -통계량과  $Q$ -통계량 둘 중 어느 하나의 통계량이 한계선을 넘을 경우 이상발생으로 간주된다. 따라서 25개 데이터 및 데이터를 기준으로 설정한 해석모델은  $Q$ -통계량을 통해 모든 사면의 이상징후 감지가 가능함을 확인하였다. 또한  $T^2$ -통계량의 경우, A 사면에서는 90일 데이터 기준해석모델이, B 사면에서는 25개 데이터 기준 해석모델이 각각 2단계 이상징후까지 나타내 가장 적합한 모델임을 나타냈다. A 사면의 경우 측정빈도가 약 1회/5일로서 90일 기준의 해석모델이 가장 최근의 데이터만을 대상으로 설정된 모델이며 B 사면의 경우 측정 빈도가 약 1회/일로서 25개 데이터 기준의 해석모델이 가장 최근의 데이터만을 대상으로 설정된 모델이다. 따라서 데이터 해석모델은 가장 최근의 데이터를 기준으로 설정할 때 작은 변화까지도 감지가 가능함을 알 수 있다. 또한 데이터 설명비율 분석결과, 사면의 이상여부 판단 결과에 크게 영향을 주지 않는 것으로 나타났다. 이는 본 연구에서 선택한 70%, 80%, 90%의 범위 데이터 설명비율은 주성분을 결정하기에 충분한 범위이내 구간으로 유사한 결과를 나타낸 것으로 판단된다.

$Q$ -통계량과  $T^2$ -통계량은 붕괴일 외에도 몇 달 혹은 며칠 전에 관리한계선을 벗어나 평소와 상이한 이상데이터를 식별하였으며 이것은 붕괴 이전 사면의 이상징후를 감지한 것으로 판단된다. 또한 관리한계선을 벗어난 데이터 시기와 빈도를 분석한 결과,  $Q$ -통계량이  $T^2$ -통계량보다 민감한 방법으로 작은 이상징후도 감지가 가능하지만  $T^2$ -통계량이 관리한계를 벗어난 데이터에 대해  $Q$ -통계량이 모두 한계를 벗어나지는 않는다. 따라서  $T^2$ -통계량과  $Q$ -통계량은 나타내는 의미가 다를 뿐 아니라 감지할 수 있는 값 또한 다르므로 사면의 이상징후 감지를 위해서는 두 가지 통계량 모두 모니터링해야 할 것으로 판단된다.



본 연구에서는 이와 같은 과정을 R 프로그램을 이용한 분석알고리즘을 개발하여 자동화되어 수행되었다. R 프로그램은 통계분석용 프로그램으로서 프로그래밍 언어이기 때문에 사용자가 원하는 새로운 방법으로 프로그램 하기가 편리하다. 따라서 추후 분석석모형의 데이터 범위 지정 및 관리한계값 등을 사용자의 판단에 의해 조정하여 분석하기 용이할 것으로 판단된다.

## 6.2 제 언

본 연구에서는 다변량 통계분석을 통한 시설물의 상태 평가 및 이상여부 판단 가능성 검토를 위해 붕괴이력이 있는 사면을 대상으로 주성분 분석을 실시하였다. 분석 결과, 붕괴시 이상징후 감지가 가능하다는 것을 확인할 수 있었다. 본 연구에서는 다변량 통계분석의 적용 가능성 및 신뢰성 검증을 위해 우선적으로 대표적인 지반구조물이라 할 수 있는 사면을 대상으로 실시한 것으로 터널, 교량, 댐 등 다양한 사회기반시설의 시공 과정 및 유지관리시 이상 징후 감지기법으로 활용될 수 있을 것으로 판단된다. 또한 본 연구에서는 사면의 데이터 분석시, 지표면 신축변위계라는 동일한 종류의 계측기 측정값만을 대상으로 분석을 실시하였으나 다변량 통계분석은 서로 다른 종류의 계측기 측정값간의 분석도 가능하다.

본 연구에서는 사면의 붕괴 징후 감지를 위해 이상 데이터의 식별하는 방법으로서 다변량 통계분석을 적용하였다. 그러나 주요 영향 및 거동을 추출할 수 있는 다변량 통계분석의 특성상 강수량, 기온 등 구조물에 영향을 미치는 다양한 요인들을 파악하여 주요 관리인자 도출에도 활용할 수 있을 것으로 판단된다.

## 참 고 문 헌

고속도로조사회(1988), “산사태 위험지에 있어서 동태관측시공에 관한 연구(제3권)”, 연구보고서, 일본 고속도로조사회.

김상규(1994), “한국에서 발생하는 지반활동”, “Proceedings of East Asia Symposium and Field Workshop on Landslides and Debris Flows”, Seoul, Korea, pp.75-99.

한국건설기술연구원(2003), “도로절토사면 유지관리시스템 개발 및 운용” 연구보고서.

박덕근, 오정림, 김태훈, 박정훈(2006), “우리나라 사면재해 피해현황과 대책”, 한국 지반공학회지, 제22권, 제6호, pp.6-18.

박현욱, 류찬수(2005), “주성분분석을 이용한 하계 강수량의 순변화 유형과 특성”, 대한지리학회 2005년 춘계학술대회.

사면안정소위원회(1996), “암반사면의 안정해석과 계측”, 암반역학위원회(번역서).

상지대학교(2006), “낙석 및 산사태 방지를 위한 차세대 신기술 개발”, 1차년도 중간보고서

신상일(2006), “PCA 기법과 히스토그램 평활화를 이용한 얼굴 인식에 관한 연구”, 광운대학교 정보통신대학원, 석사학위논문.

유병선(2006), “실시간 사면붕괴 위험경보 체계를 위한 분석기법에 관한 연구”, 금오공과대학교 대학원 박사학위논문.

유창규, 최상욱, 이인범(2008), “공정 모니터링 기술의 최근 연구 동향”, Korean Chem. Eng. Res., Vol.46, No.2, pp.233-247.

이도현(2007), “주성분분석을 이용한 지뢰인식 시스템”, 조선대학교 대학원 석사학위논문.

이재영, Yuko Sato, 강미아, 정교철(2005), “주성분분석기법을 적용한 온천 및 폐광산 오염원에 대한 하천수질평가”, Journal of Engineering Geology, Vol.15, No.4,

Dec., 2005, pp.381-390.

조삼덕, 이광우, 윤수호, 김춘식(2004), “도로사면 관리 및 붕괴 예경보를 위한 실시간 무인감시시스템 개발”, 대한토목학회논문집 제24권 제1호, pp.1-10.

조일형, 김용섭, 조경덕(2005), “주성분분석을 이용한 환경영향평가와 사후환경조사의 비교 및 평가에 관한 사례연구”, 한국환경보건학회지 제31권 제2호, pp.134-146.

한국시설안전공단(2004), 절토사면 유지관리 매뉴얼.

한희수, 장기태(2005), “수학적 모델을 이용한 사면파괴예측”, 한국지반공학학회논문집 제21권, 제2호, pp.145-150.

허명희, 양경숙(2001), “SPSS 다변량 자료분석”, 고려정보산업.

砂防 정보통신기술연구회(2000), “산사태발생 감지와 감시시스템의 현재와 미래”, 토목시공, 41권 8호, pp.33-41.

Brand, E.W., Premchitt, J. and Phillipson, H.B.(1984), “Relationship between rainfall and landslide in Hong Kong”, Proc. of the 4th international symp. on landslide, Toronto, pp.377-384.

Brawner, C.O.(1994), “Rockfall hazard mitigation methods; participant workbook”, FHWA SA-93-085, FHWA, U.S. Department of transportation, pp.321.

Boresetto, M., Frassoni, A., La Barbera, G., Fanelli, M., Giuseppetti, G., and Mazza, G.(1991), "An application of Voight empirical model for the prediction of soil and rock instabilities", In proceedings of the 7th International Symposium on Landslides, pp.335-341.

Chen, Q., Wynne, R.J., Goulding, P. and Sandoz, D.(2000), “The application of principal component analysis and kernel density estimation to enhance process monitoring”, Control Engineering Practice, Vol.8, Issue 5, pp.531-543.

Clark, A.R., Moore, R. and Palmer, J.S.(1996), “A recursive thresholding technique

for image segmentation", IEEE Trans. Image Processing, Vol.7, No.6, pp.918-921.

Fukuzono T.(1990), "Recent studies on time prediction of slope failure", Landslide News, No.4, pp.9-12.

GCO(1984), "Geotechnical manual for slopes (second edition)", Geotechnical Control Office(now GEO Geotechnical Engineering Office), Hong Kong Government Printer, pp.295.

Harkat, M.F., Djelel, S., Doghmane, N. and Benouaret, M.(2007), "Sensor fault detection, isolation and reconstruction using nonlinear principal component analysis", International Journal of Automation and Computing, Vol.4, No.2, April 2007, pp.149-155.

Hencher, S.(1998), "Managing slope stability in Hong Kong", 98 사면안정 학술발표회 논문집, 한국지반공학회, pp.1-5.

Jackson, J.E. and Mudholkar, G.S.(1979), "Control procedures for residuals associated with principal component analysis", Technometrics 21(3), pp.341-349.

JiJi, R.D., Hammond, M.H, Williams, F.W. and Rose-Pehrsson, S.L.(2003), "Multivariate statistical process control for continuous monitoring of networked early warning fire detection systems", Sensors and Actuators B, Vol.93, pp.107-116.

Kliche, C.A.(1999), "Rock slope stability", SME, pp.253.

Kourti, T. and MacGregor, J. F.(1995), "Process analysis, monitoring and diagnosis using multivariate projection methods", Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, Vol.28(1), pp.3-21.

Kourti, T.(2002), "Process analysis, and abnormal situation detection: from theory to practice" IEEE Control System Magazine, 10(1), 10-25.

Malinowski, E.R.(1991), "Factor analysis in chemistry", second ed., Wiley,

New York, pp.98–121.

Monma, K., Kojima, S. and Kobayashi, T.(2000), “Rock slope monitoring system and rock fall prediction”, *Landslide News*, No.13, pp.33–35.

Montgomery, D. C. (1996), “Introduction to statistical quality control”, 3th Ed., Johan Wiley and Sons, Inc., New York, USA.

Muniz, A.M.S. and Nadal, J.(2009), “Application of principal component analysis in vertical ground reaction force to discriminate normal and abnormal gait”, *Gait & Posture* Vol.29, January 2009, pp.31–35

Nomikos, P. and Macgregor, J.F.(1994), “Monitoring batch processes using multiway principal component analysis”, *AIChE Journal*, Vol. 40, Issue 8, pages 1361–1375, pp.1361–1375.

Nomikos, P. and Macgregor, J.F.(1995a), “Multivariate SPC charts for monitoring batch processes”, *Technometrics* 37(1), pp.41–59.

Nomikos, P. and MacGregor, J.F.(1995b), “Multi-way partial least square in monitoring batch processes” *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, Vol.30, Issue 1, pp.97–108.

Nomikos, P.(1996), “Detection and diagnosis of abnormal batch operations based on multi-way principal component analysis”, *World Batch Forum*, Toronto, *ISA Trans.* 35(3), pp.259–266.

Reid, M.E., Lahusen, F.G. and Ellis, W.L.(1999), “Real-time monitoring of active landslides”, *USGS Fact Sheet*, pp.91–99.

Ruiz, M., Colomer, J.(2008), "Multivariate statistical process control and case-based reasoning for situation assessment of sequencing batch reactors", *Doctoral thesis*, EIA Electrònica, Informàtica i Automàtica, Girona, Spain.

Saito, M.(1965), "Forecasting the time of occurrence of a slope failure", In *Proceedings of the 6th International Conference on Soil Mechanics and Foundation Engineering*, Montréal. University of Toronto Press, Toronto.



Vol.2, pp.537-541.

Saito, M.(1969), "Forecasting time of slope failure by tertiary creep", In Proceedings of the 7th International Conference on Soil Mechanics and Foundation Engineering, Mexico City, Vol.2, pp.677-683.

Spalton, C.D., Frame, J.A. and Fern, M.W.(1997), "Instrumentation for slopes in Hong Kong", Proc. of the annual seminar on slope engineering in Hong Kong, May 2, Hong Kong, Balkema, pp.267-275.

Sun, Z., Bebis, G., Yuan, X. and Louis, S. J.(2002), "Genetic feature subset selection for gender classification: a comparison study", Applications of Computer Vision", 2002(WACV 2002). Proceeding Sixth IEEE Workshop, pp.165-170.

Tian, F., Rades, T. and Sandler, N.(2008), "Visualizing solvent mediated phase transformation behavior of carbamazepine polymorphs by principal component analysis", AAPS PharmSciTech, Vol.9, No.2, June 2008, pp.390-394

Tracy, N. D., Young, J. C., and Mason, R. L.(1992), "Multivariate control charts for individual observations", Journal of Quality Technology, 24, pp.88-95.

Voight, B.(1988), "A method for prediction of volcanic eruptions", Nature, Vol.332, Issue 6160, pp.125-130.

Voight, B.(1989), "A relation to describe rate-dependent material failure", Science(Washington, D.C.), 243:pp.200-203.

Wise, B. M. and Gallagher, N. B.(1996), "The process chemometrics approach to process monitoring and fault detection", J. Process Control, Vol.6, Issue

## 부 록

I. B 사면

II. C 사면

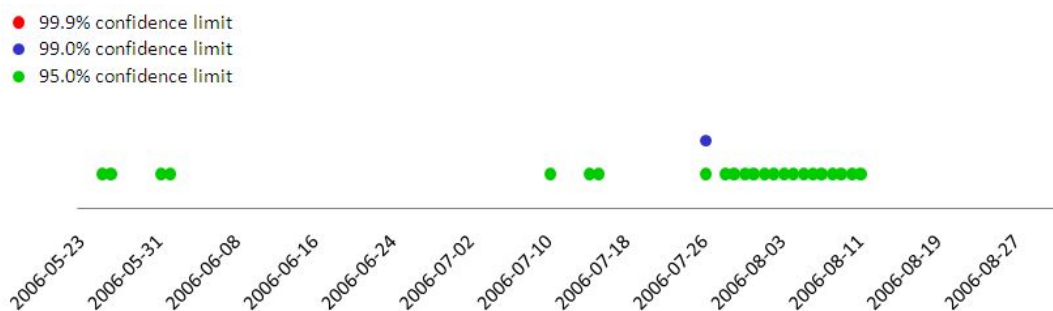
III. D 사면

IV. E 사면

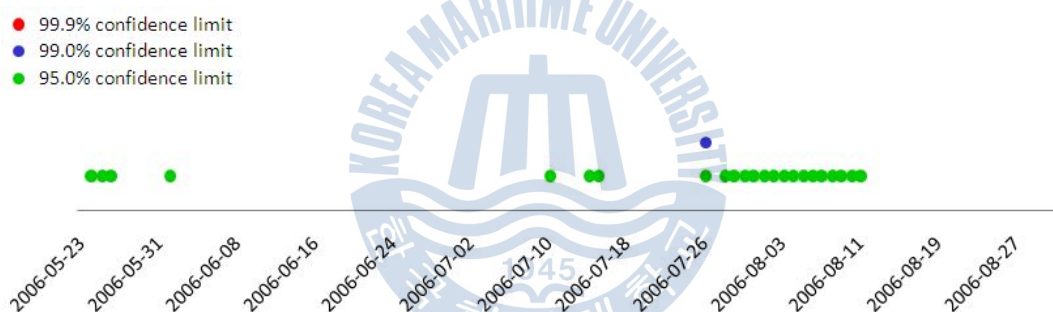


# I . B 사면

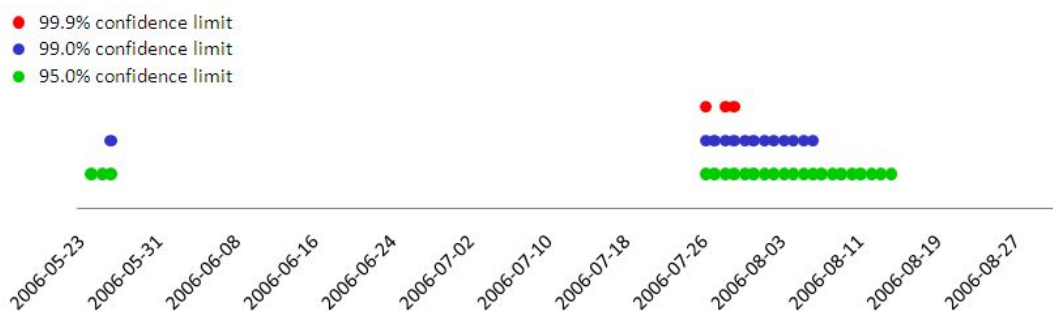
## I -1. Dates for exceeding confidence limits in $T^2$ -statistic



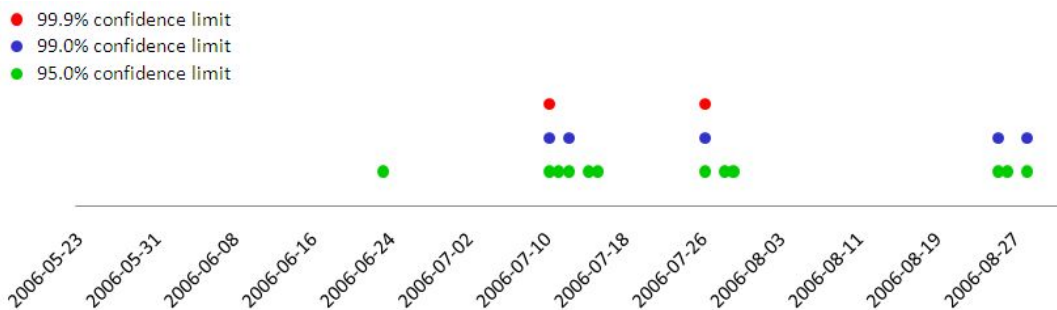
(a) Accumulative data analysis model - 70%



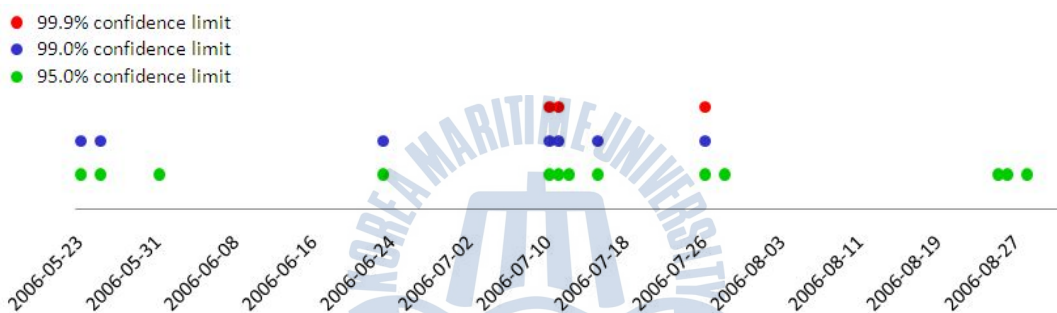
(b) Accumulative data analysis model - 80%



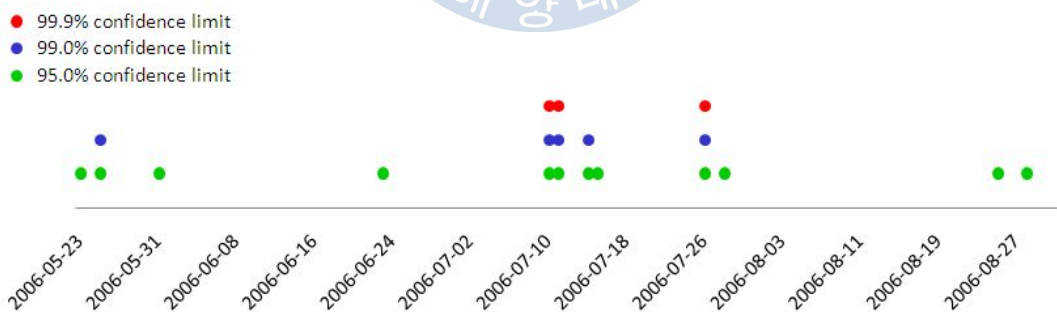
(c) Accumulative data analysis model - 90%



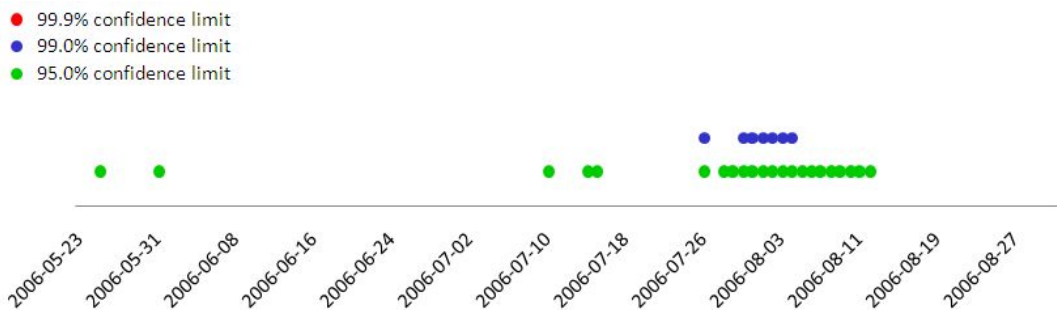
(d) 25 data analysis model – 70%



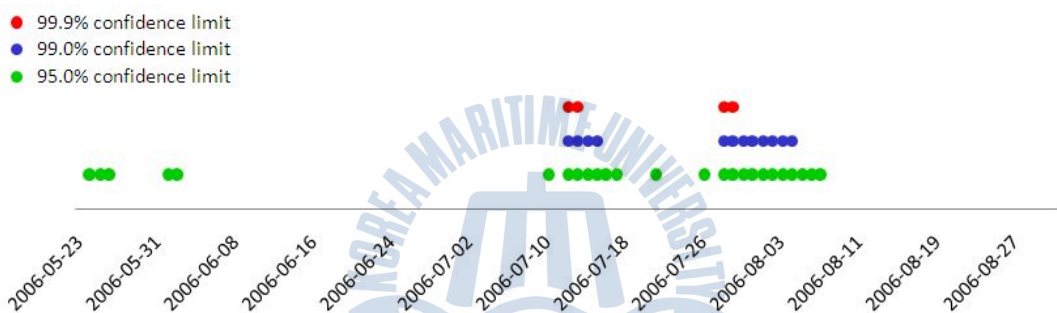
(e) 25 data analysis model – 80%



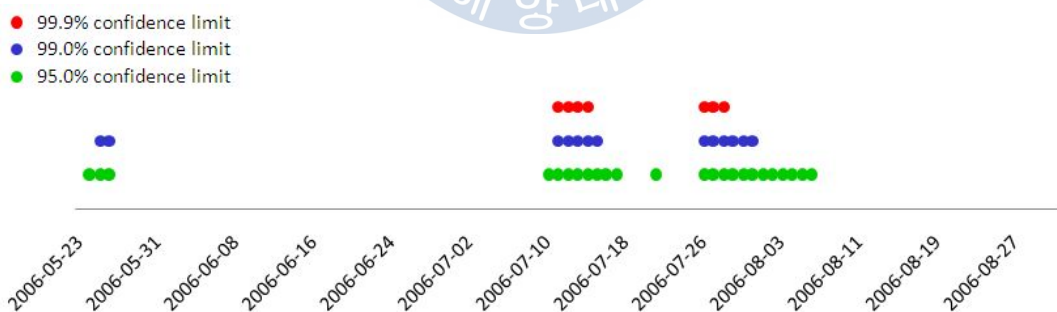
(f) 25 data analysis model – 90%



(g) 90 days analysis model – 70%



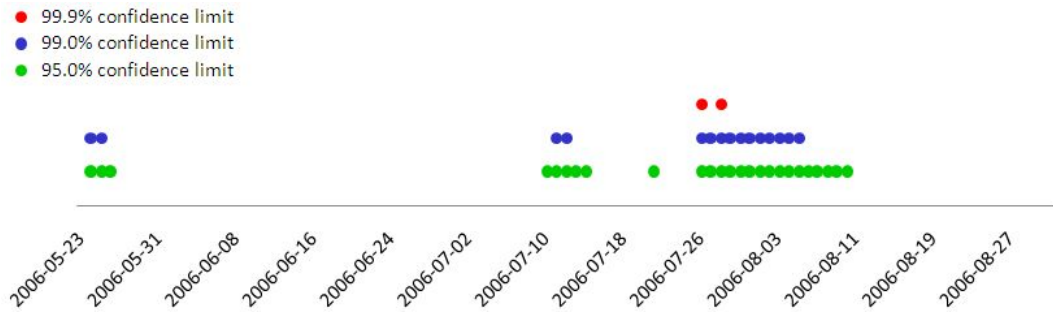
(h) 90 days analysis model – 80%



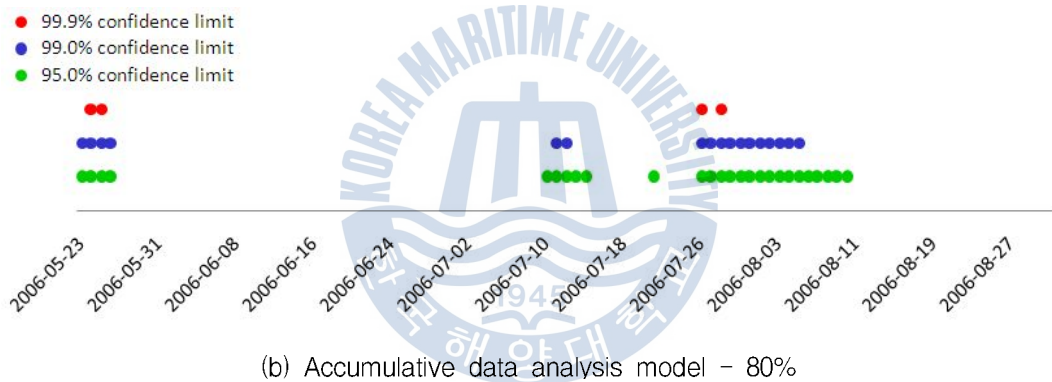
(i) 90 days analysis model – 90%



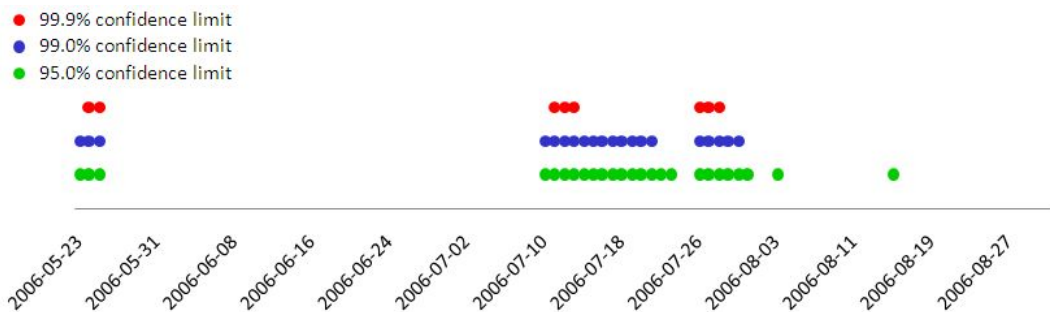
## I -2. Dates for exceeding confidence limits in $Q$ -statistic



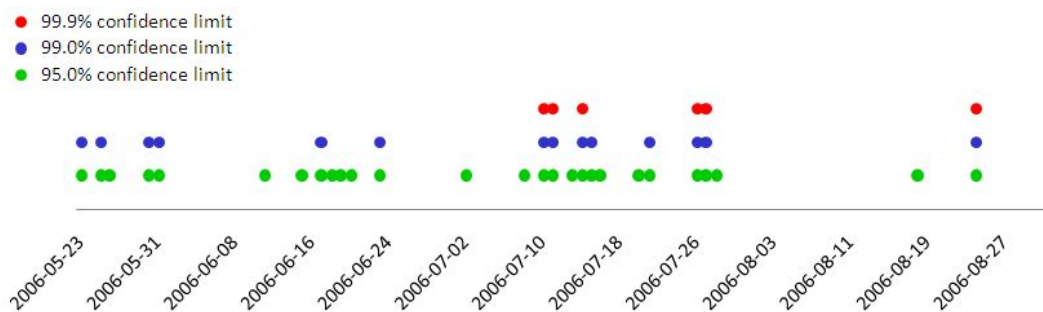
(a) Accumulative data analysis model - 70%



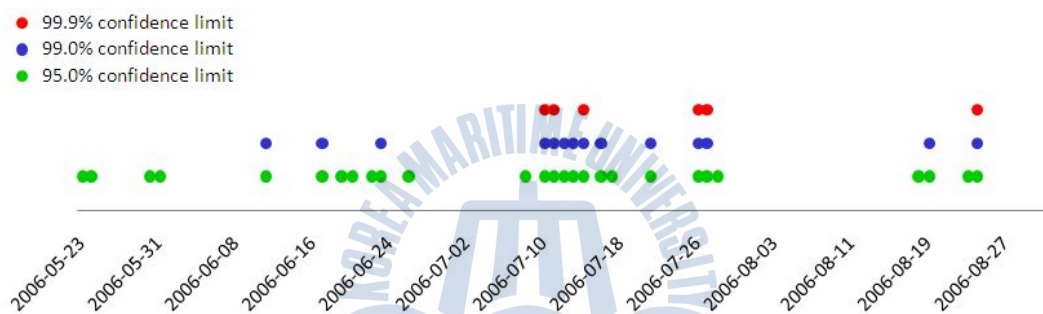
(b) Accumulative data analysis model - 80%



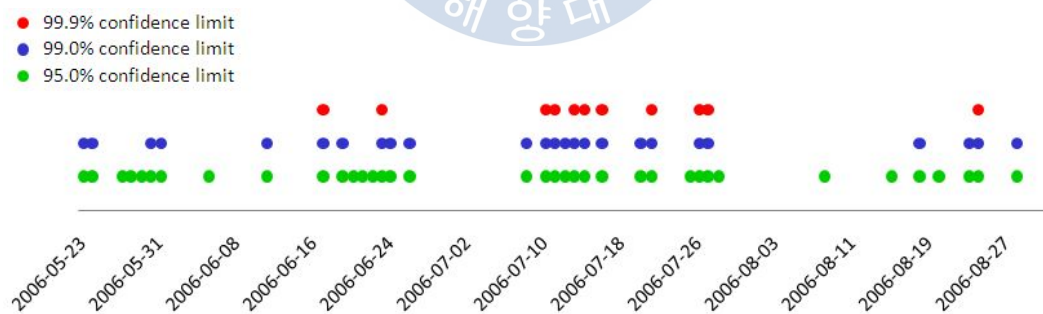
(c) Accumulative data analysis model - 90%



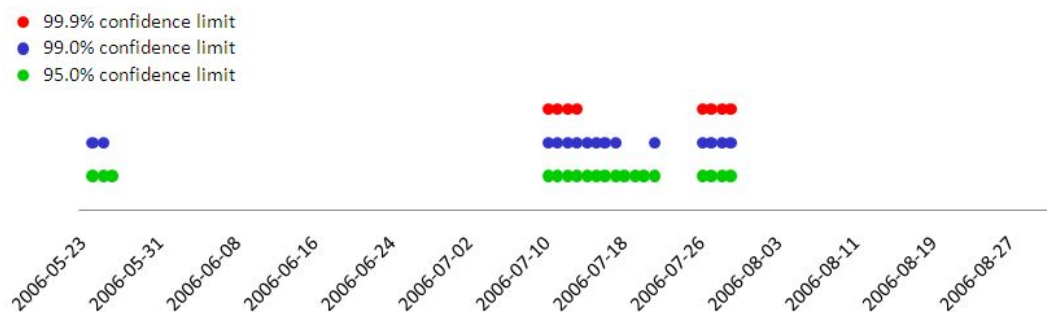
(d) 25 data analysis model – 70%



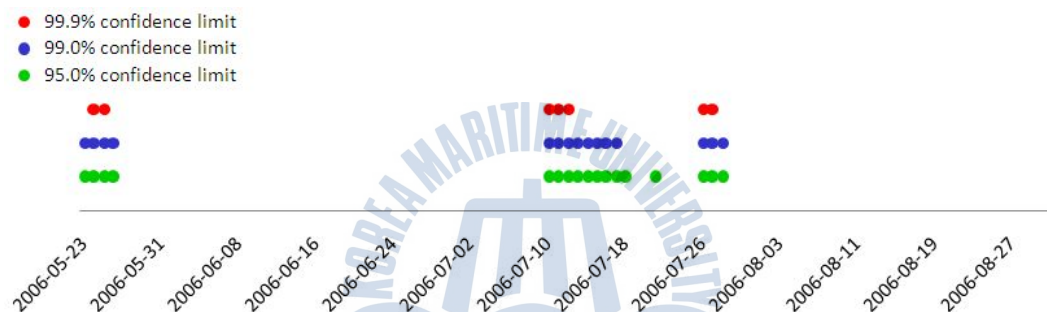
(e) 25 data analysis model – 80%



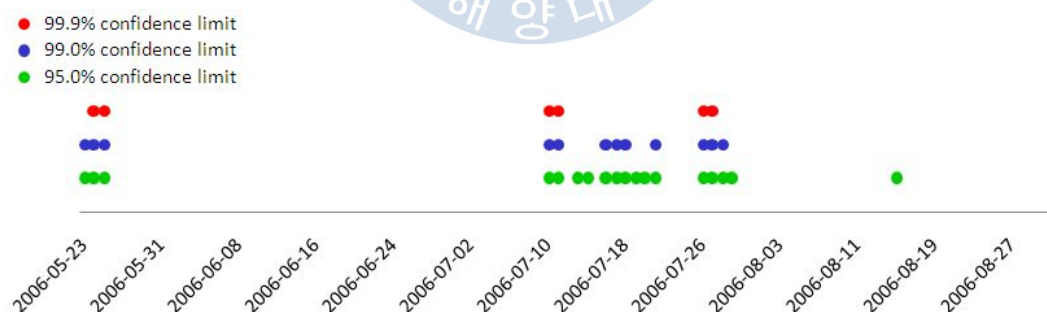
(f) 25 data analysis model – 90%



(g) 90 days analysis model – 70%



(h) 90 days analysis model – 80%



(i) 90 days analysis model – 90%

### I –3. Eigenvalues of the components – B slope, 2005. 7. 1

(a) Accumulative data analysis model

Component number	Eigenvalue	Contributory percentage, %	Accumulation of contributory percentage, %
1	10.5132	80.87	80.87
2	1.4391	11.07	91.94
3	0.2992	2.30	94.24
4	0.2664	2.05	96.29
5	0.1746	1.34	97.63
6	0.1387	1.07	98.70
7	0.0504	0.39	99.09
8	0.0394	0.30	99.39
9	0.0333	0.26	99.65
10	0.0182	0.14	99.79
11	0.0134	0.10	99.89
12	0.0082	0.06	99.95
13	0.0060	0.05	100.00

(b) 25 data analysis model

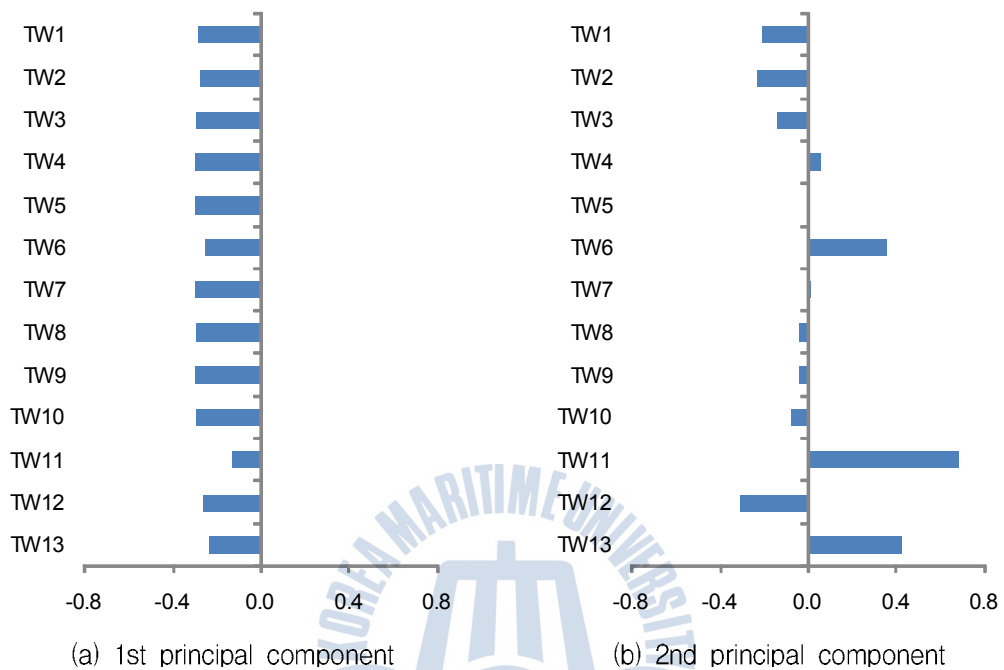
Component number	Eigenvalue	Contributory percentage, %	Accumulation of contributory percentage, %
1	6.4256	49.43	49.43
2	2.4021	18.48	67.91
3	1.4140	10.88	78.78
4	1.2481	9.60	88.38
5	0.5646	4.34	92.73
6	0.3655	2.81	95.54
7	0.2349	1.81	97.34
8	0.1789	1.38	98.72
9	0.0743	0.57	99.29
10	0.0583	0.45	99.74
11	0.0256	0.20	99.94
12	0.0083	0.06	100.00
13	0.0000	0.00	100.00



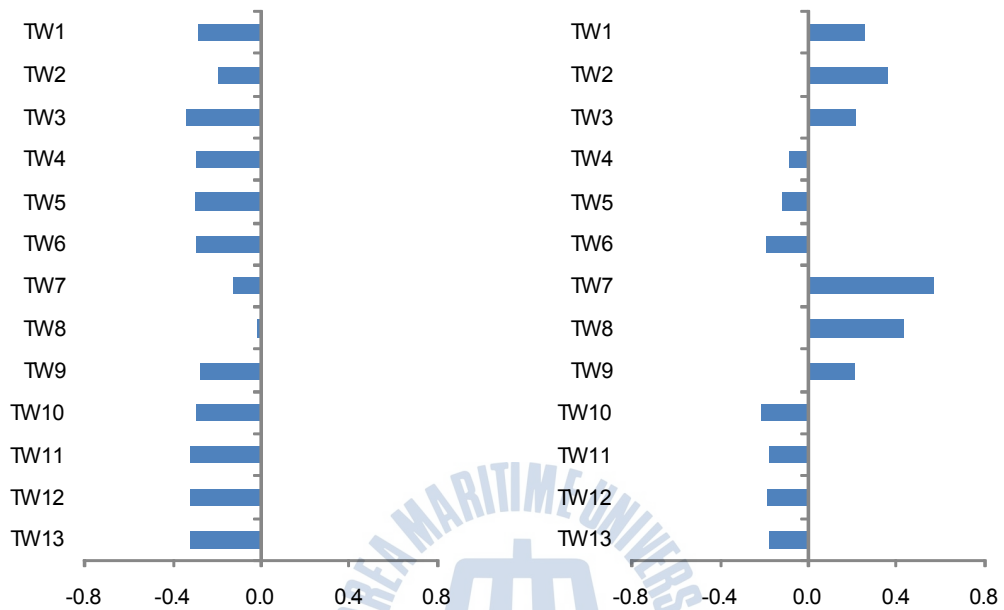
(c) 90 days analysis model

Component number	Eigenvalue	Contributory percentage, %	Accumulation of contributory percentage, %
1	10.9794	84.46	84.46
2	0.6945	5.34	89.80
3	0.4606	3.54	93.34
4	0.2853	2.19	95.54
5	0.1916	1.47	97.01
6	0.1092	0.84	97.85
7	0.0788	0.61	98.46
8	0.0675	0.52	98.98
9	0.0433	0.33	99.31
10	0.0334	0.26	99.57
11	0.0266	0.20	99.77
12	0.0208	0.16	99.93
13	0.0091	0.07	100.00

I -4. Eigenvectors of principal components in accumulative data analysis model – B slope, 2006. 7. 10

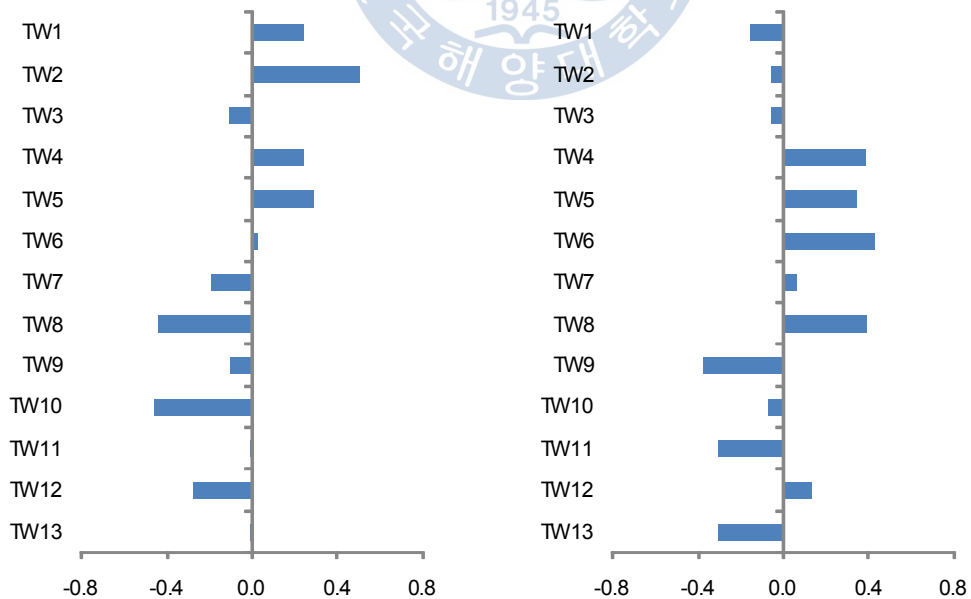


I –5. Eigenvectors of principal components in 25 data analysis model – B slope, 2006. 7. 10



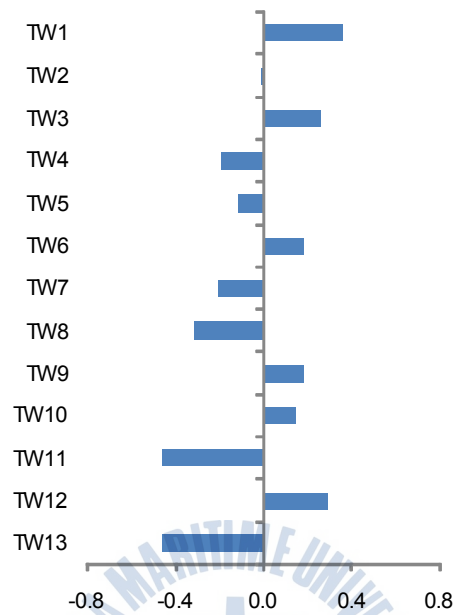
(a) 1st principal component

(b) 2nd principal component



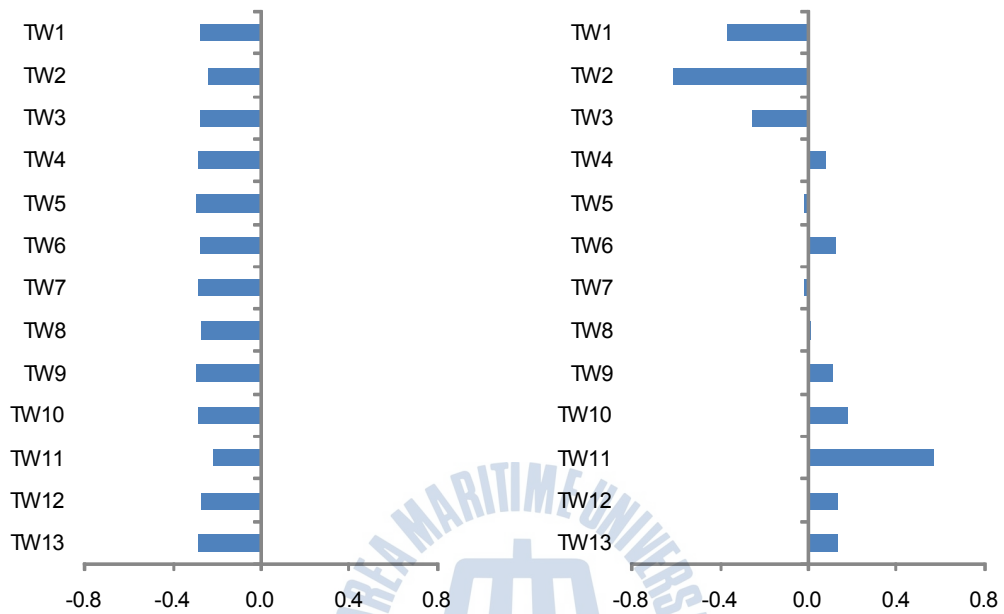
(c) 3rd principal component

(d) 4th principal component



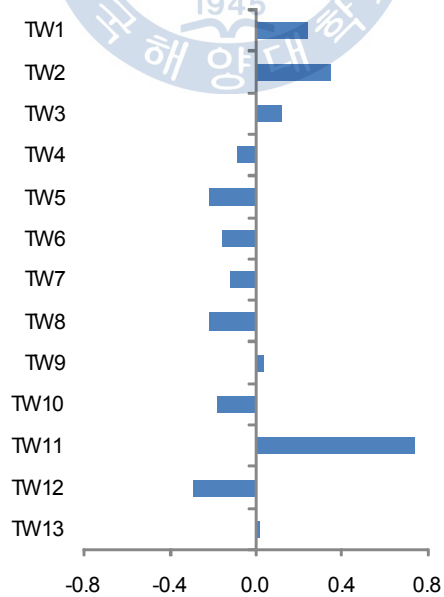
(e) 5th principal component

I -6. Eigenvectors of principal components in 90 days analysis model - B slope, 2006. 7. 10



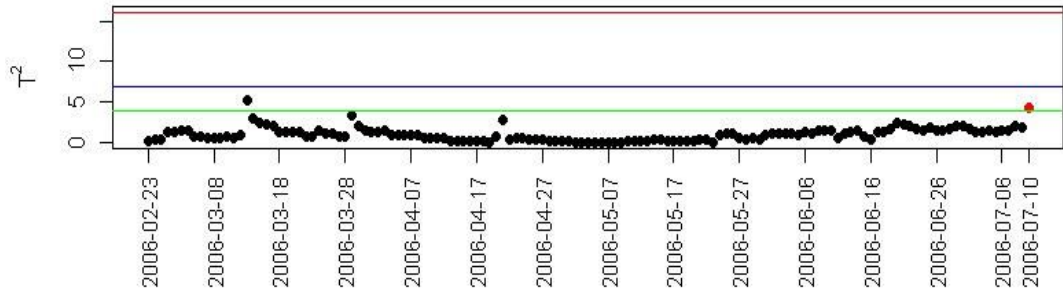
(a) 1st principal component

(b) 2nd principal component

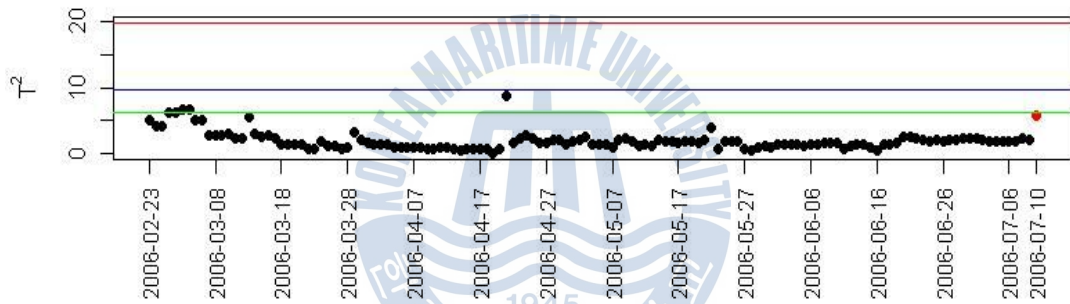


(c) 3rd principal component

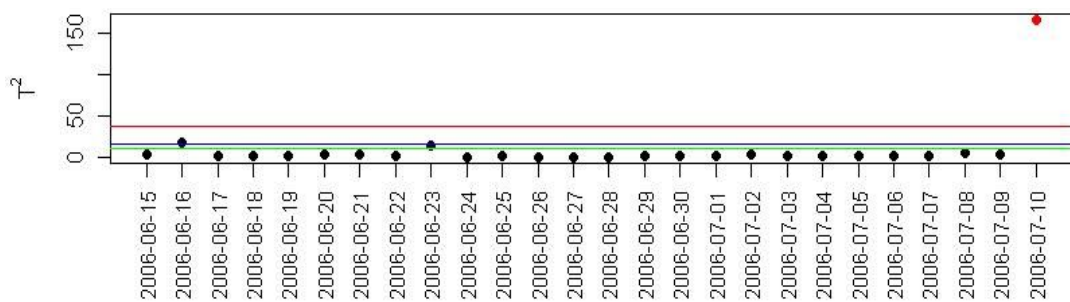
I -7.  $T^2$ -statistic with 95.0, 99.0, 99.9% confidence limits  
 - B slope, 2006. 7. 10



(a) Accumulative data analysis model - 70% and 80%

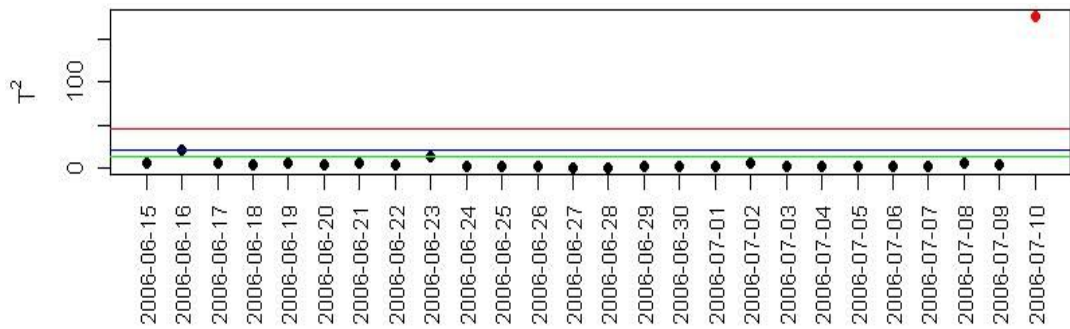


(b) Accumulative data analysis model - 90%

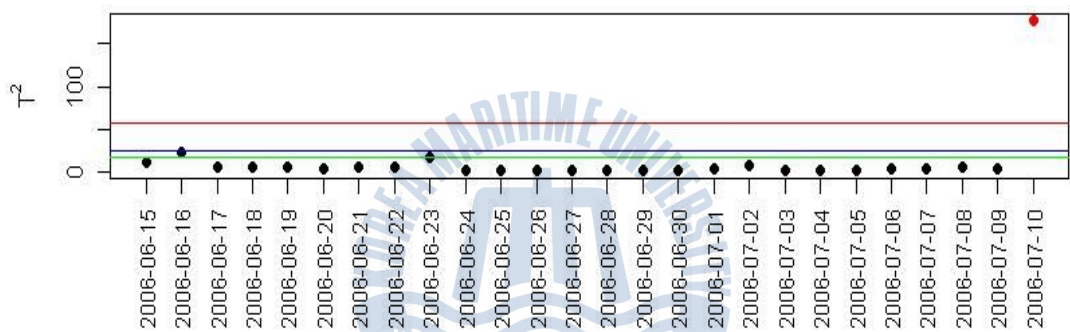


(c) 25 data analysis model - 70%

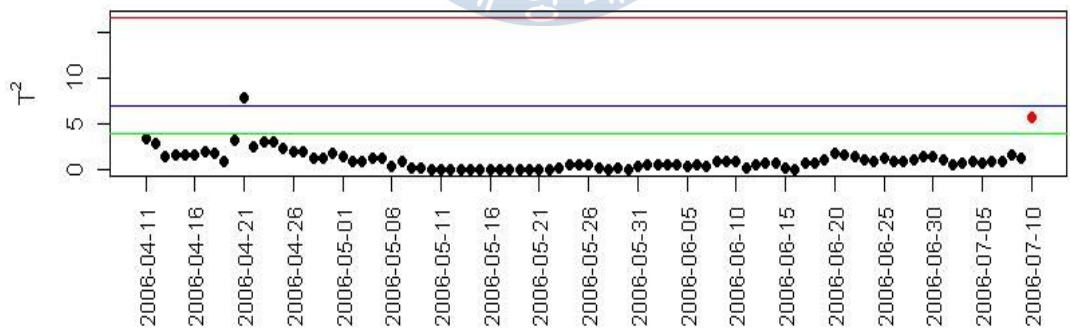




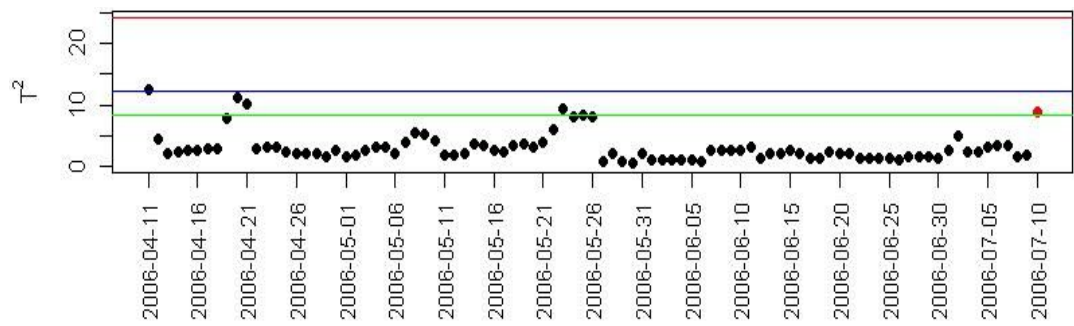
(d) 25 data analysis model - 80%



(e) 25 data analysis model - 90%



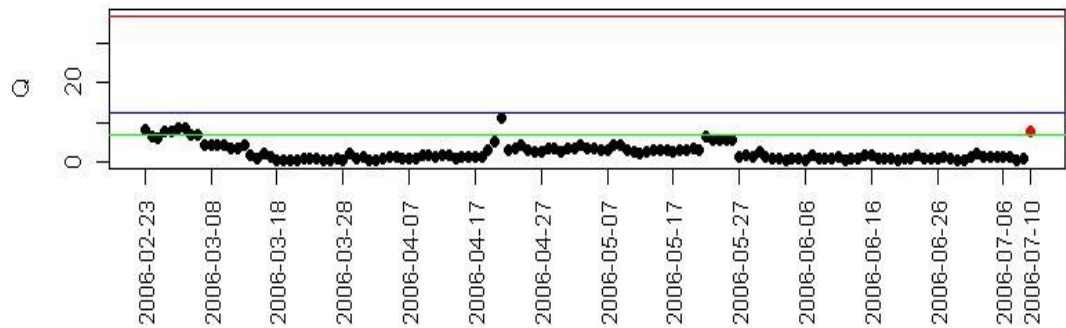
(f) 90 days analysis model - 70% and 80%



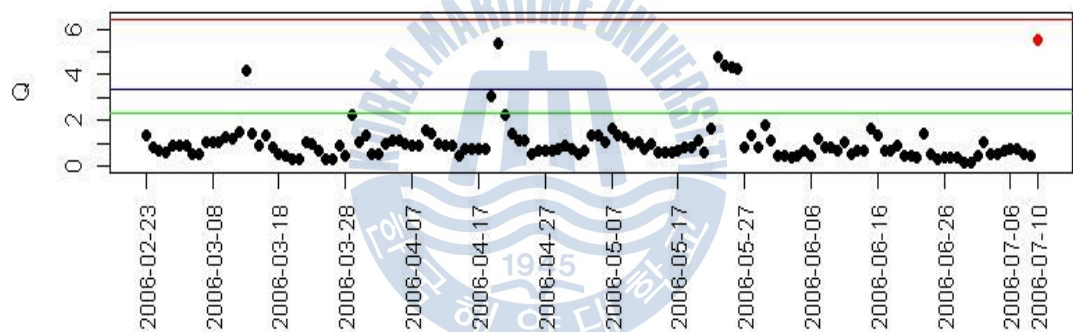
(g) 90 days analysis model - 90%



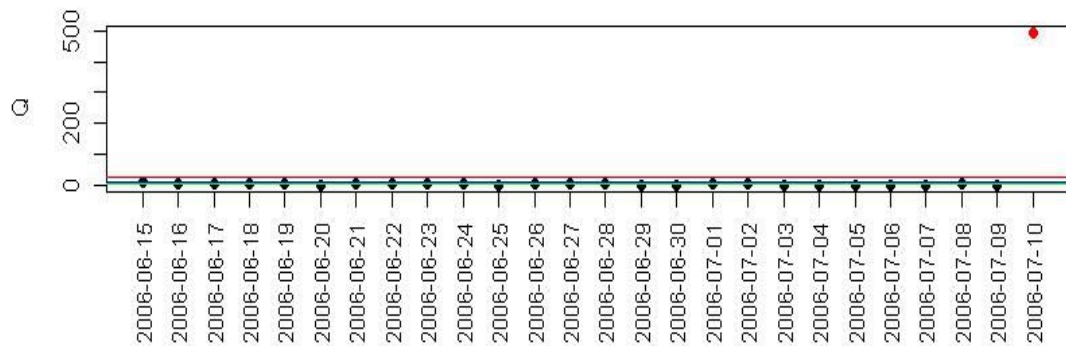
I –8.  $Q$ -statistic with 95.0, 99.0, 99.9% confidence limits  
 – B slope, 2006. 7. 10



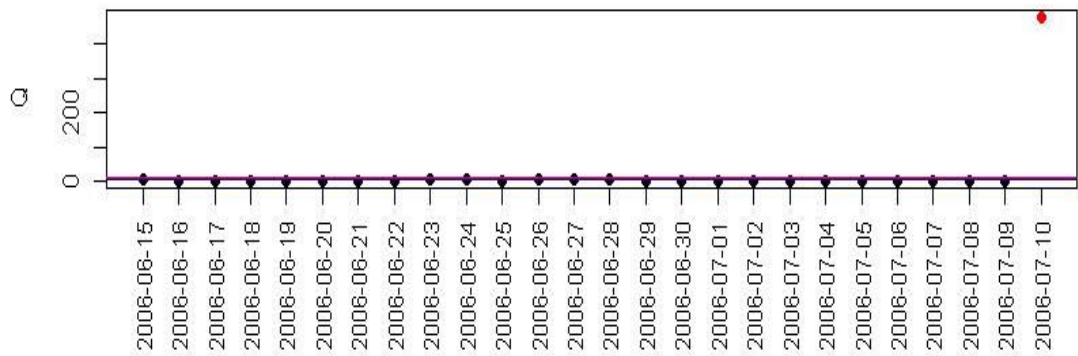
(a) Accumulative analysis model – 70% and 80%



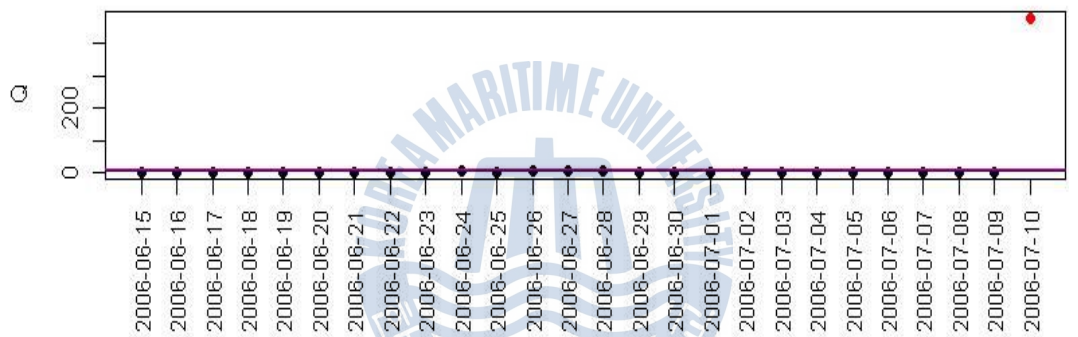
(b) Accumulative data analysis model – 90%



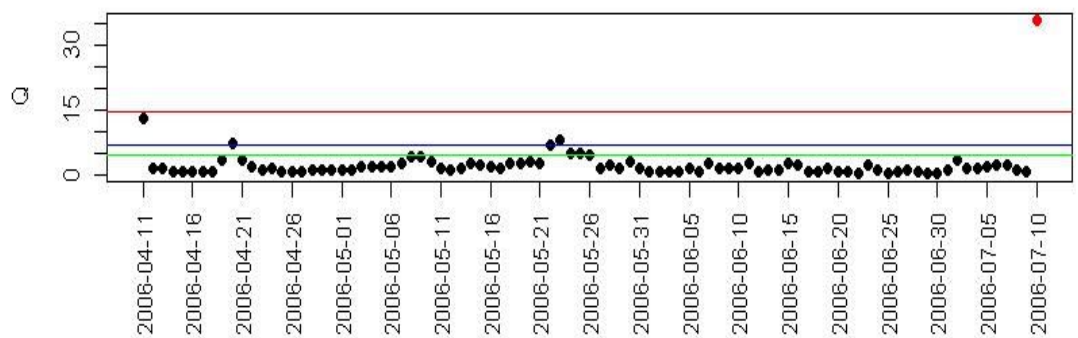
(c) 25 data analysis model – 70%



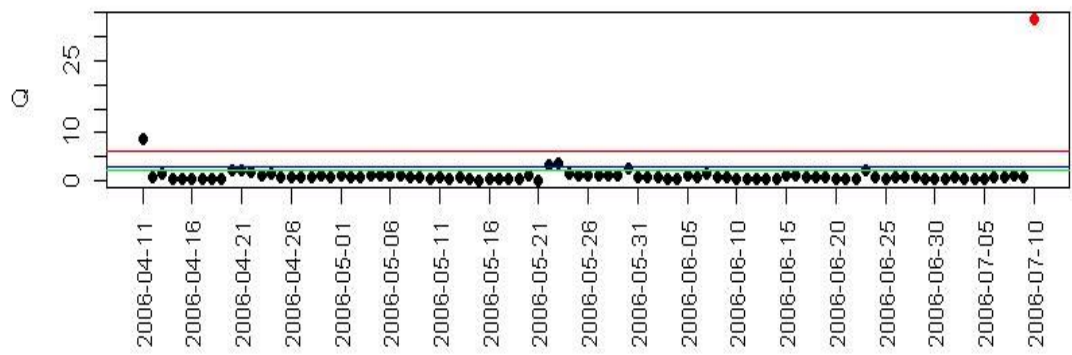
(d) 25 data analysis model - 80%



(e) 25 data analysis model - 90%



(f) 90 days analysis model - 70% and 80%

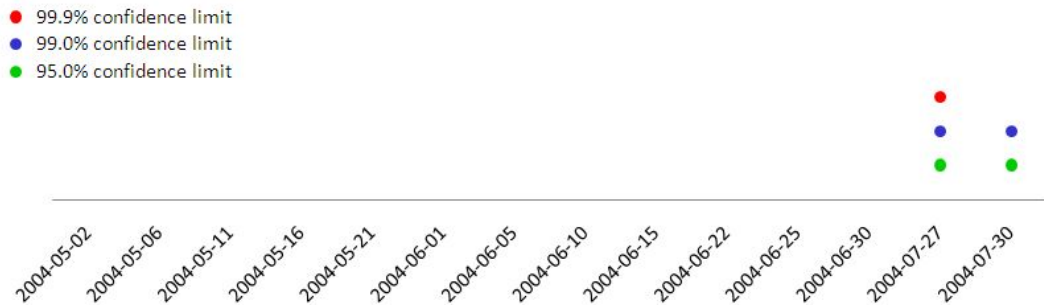


(g) 90 days analysis model - 90%



## II. C 사면

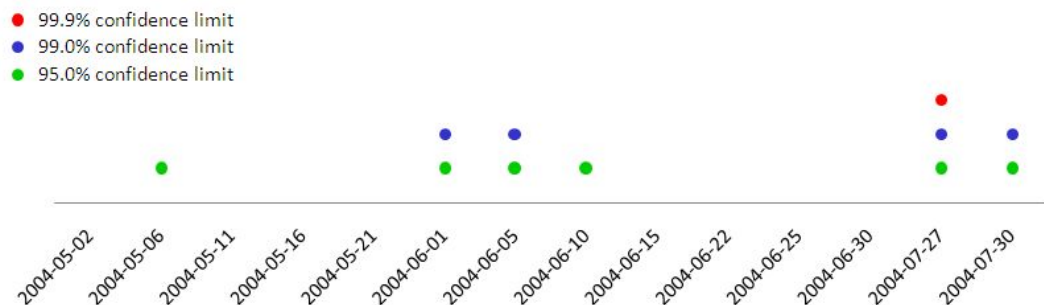
### II-1. Dates for exceeding confidence limits in $T^2$ -statistic



(a) Accumulative data analysis model – 70%

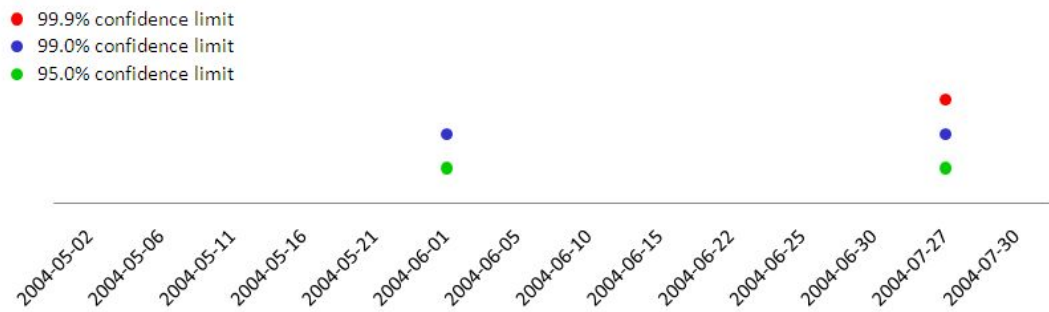


(b) Accumulative data analysis model – 80%

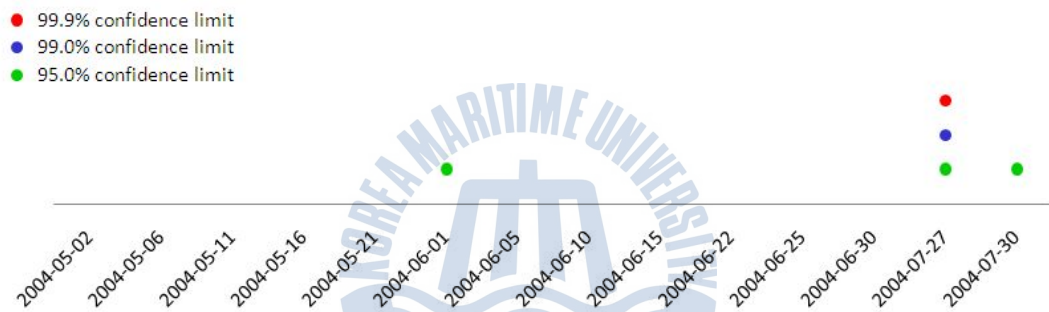


(c) Accumulative data analysis model – 90%

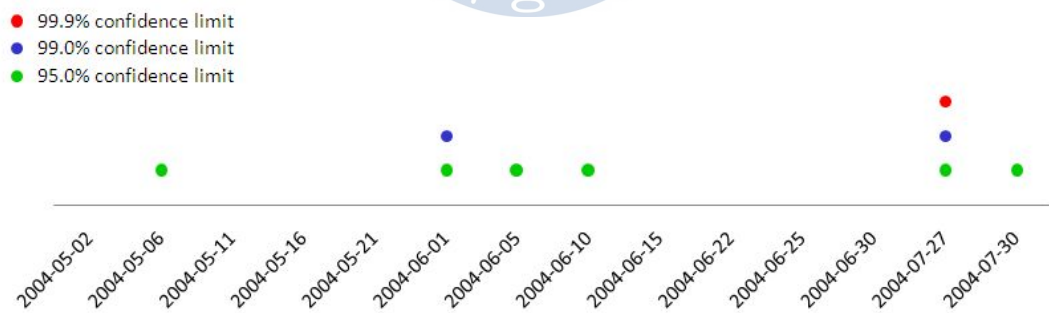




(d) 25 data analysis model – 70%

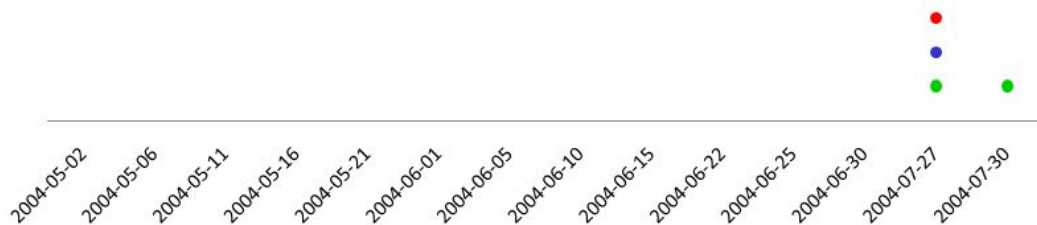


(e) 25 data analysis model – 80%



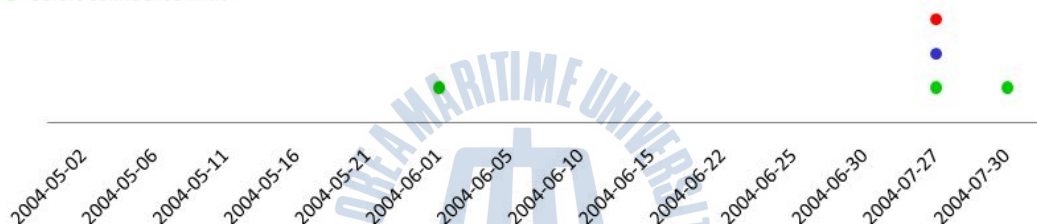
(f) 25 data analysis model – 90%

- 99.9% confidence limit
- 99.0% confidence limit
- 95.0% confidence limit



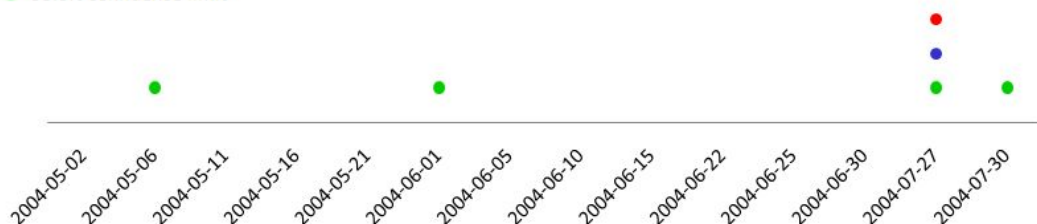
(g) 90 days analysis model – 70%

- 99.9% confidence limit
- 99.0% confidence limit
- 95.0% confidence limit



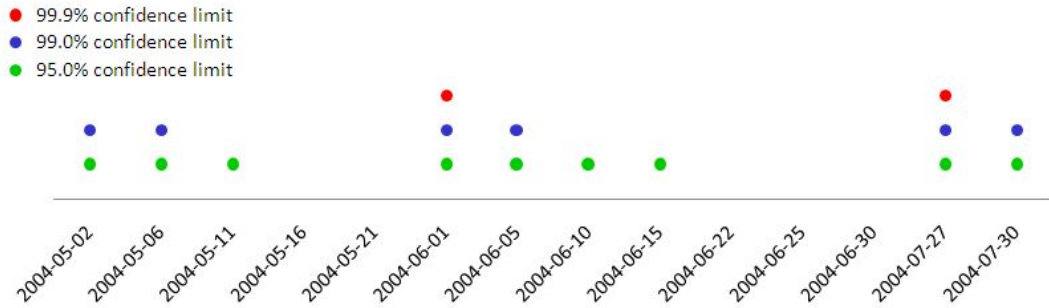
(h) 90 days analysis model – 80%

- 99.9% confidence limit
- 99.0% confidence limit
- 95.0% confidence limit

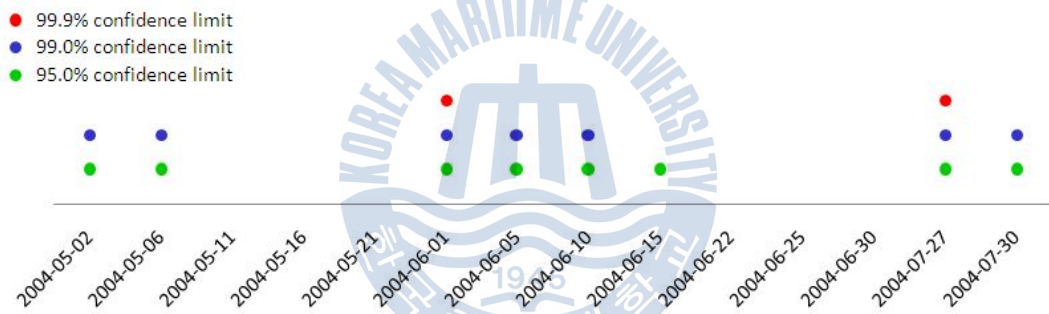


(i) 90 days analysis model – 90%

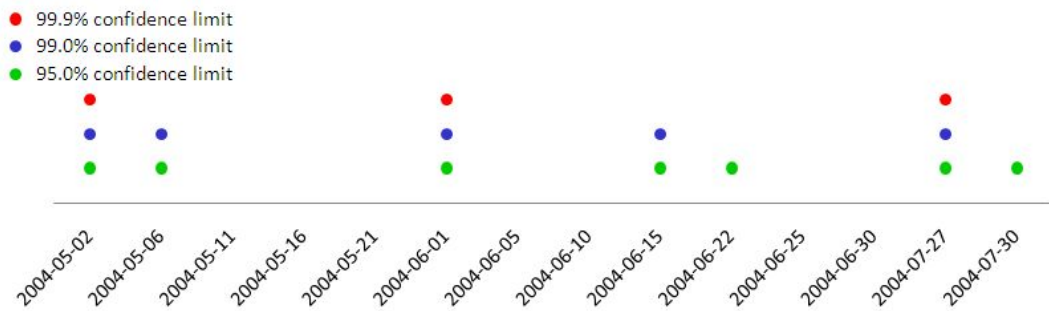
## II-2. Dates for exceeding confidence limits in $Q$ -statistic



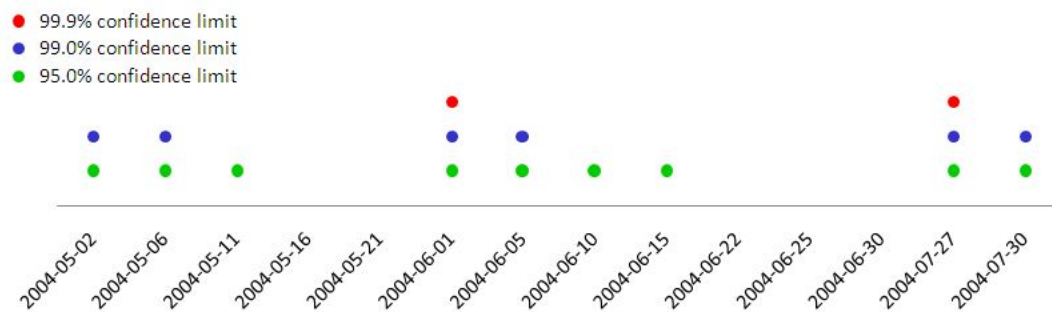
(a) Accumulative data analysis model – 70%



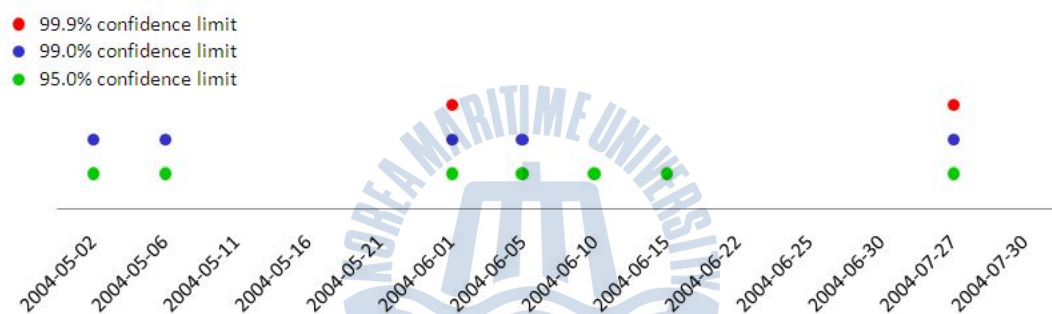
(b) Accumulative data analysis model – 80%



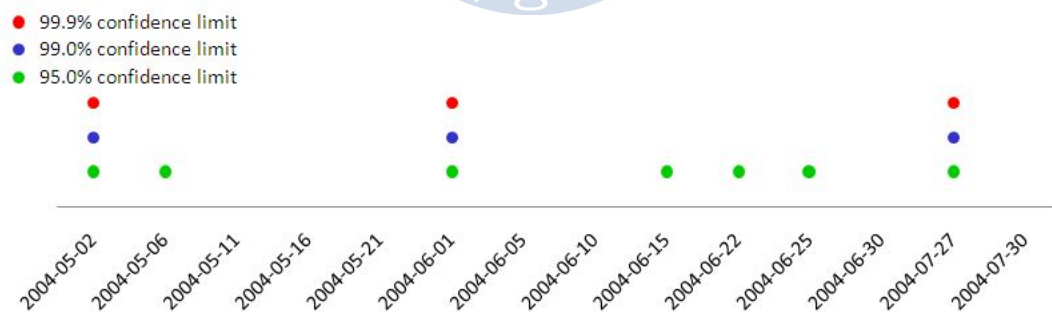
(c) Accumulative data analysis model – 90%



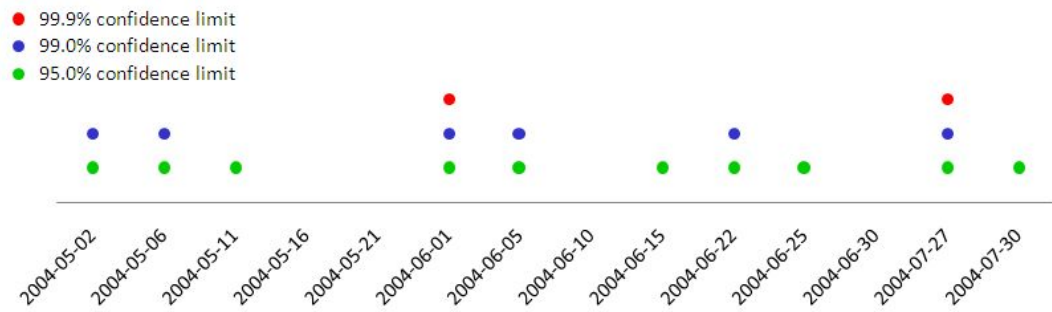
(d) 25 data analysis model – 70%



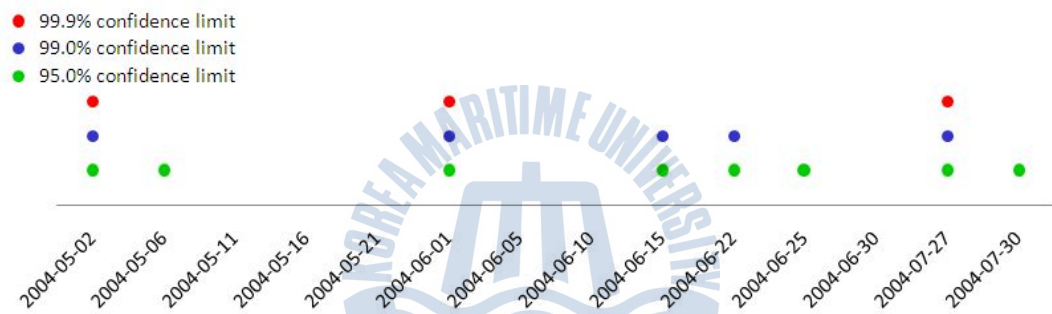
(e) 25 data analysis model – 80%



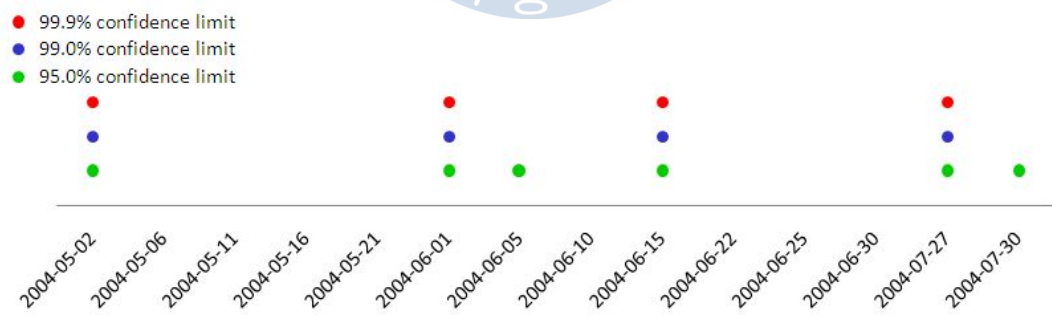
(f) 25 data analysis model – 90%



(g) 90 days analysis model - 70%



(h) 90 days analysis model - 80%



(i) 90 days analysis model - 90%

## II-3. Eigenvalues of the components – C slope, 2004. 7. 27

(a) Accumulative data analysis model

Component number	Eigenvalue	Contributory percentage, %	Accumulation of contributory percentage, %
1	9.8415	61.51	61.51
2	2.0760	12.98	74.48
3	1.8099	11.31	85.80
4	1.2877	8.05	93.84
5	0.5292	3.31	97.15
6	0.1511	0.94	98.10
7	0.1424	0.89	98.99
8	0.0695	0.43	99.42
9	0.0394	0.25	99.67
10	0.0225	0.14	99.81
11	0.0150	0.09	99.90
12	0.0072	0.05	99.95
13	0.0047	0.03	99.98
14	0.0022	0.01	99.99
15	0.0011	0.01	100.00
16	0.0007	0.00	100.00



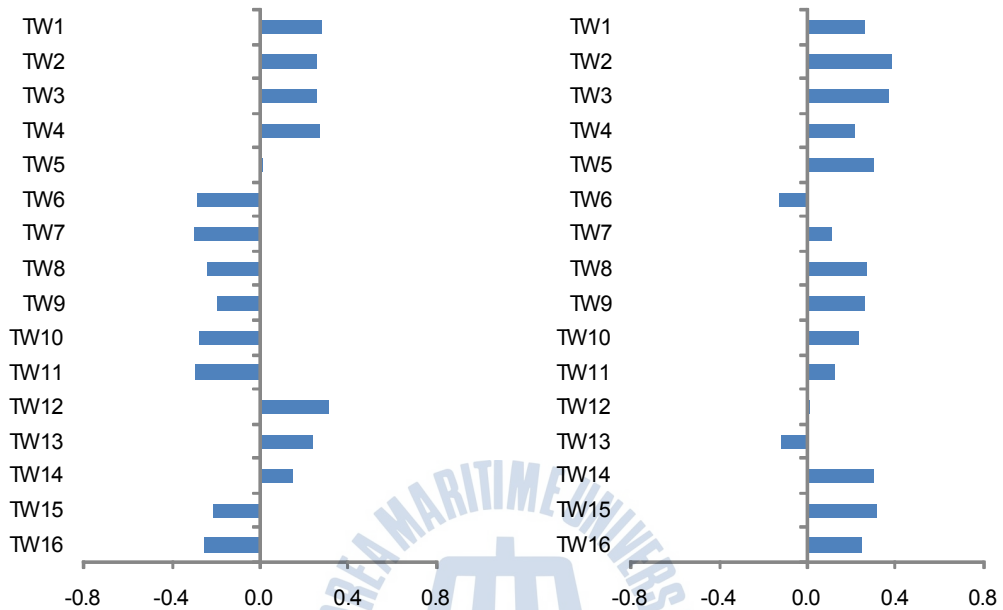
(b) 25 data analysis model

Component number	Eigenvalue	Contributory percentage, %	Accumulation of contributory percentage, %
1	9.8415	61.51	61.51
2	2.0760	12.98	74.48
3	1.8099	11.31	85.80
4	1.2877	8.05	93.84
5	0.5292	3.31	97.15
6	0.1511	0.94	98.10
7	0.1424	0.89	98.99
8	0.0695	0.43	99.42
9	0.0394	0.25	99.67
10	0.0225	0.14	99.81
11	0.0150	0.09	99.90
12	0.0072	0.05	99.95
13	0.0047	0.03	99.98
14	0.0022	0.01	99.99
15	0.0011	0.01	100.00
16	0.0007	0.00	100.00

(c) 90 days analysis model

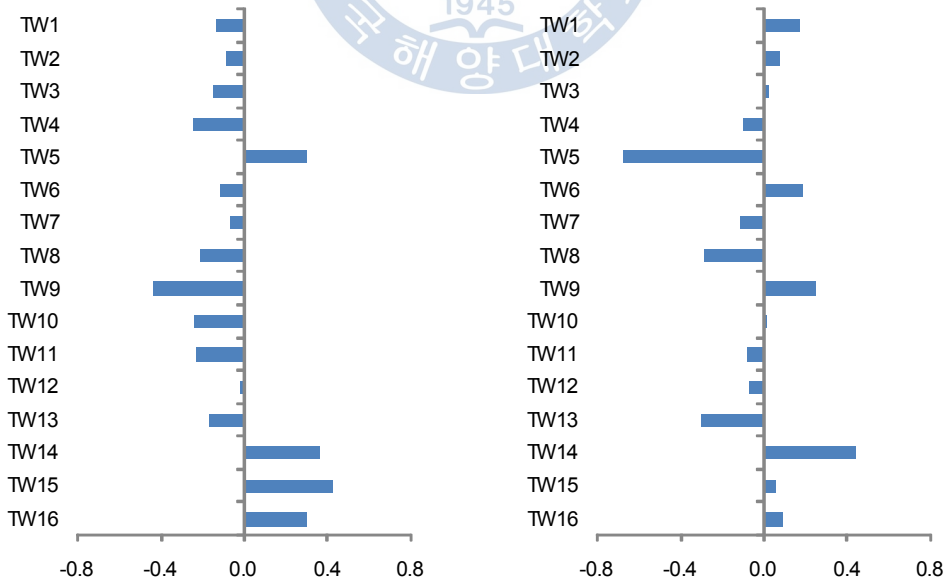
Component number	Eigenvalue	Contributory percentage, %	Accumulation of contributory percentage, %
1	8.0861	50.54	50.54
2	5.4665	34.17	84.70
3	1.6437	10.27	94.98
4	0.3894	2.43	97.41
5	0.1625	1.02	98.43
6	0.1175	0.73	99.16
7	0.0697	0.44	99.60
8	0.0295	0.19	99.78
9	0.0152	0.10	99.88
10	0.0106	0.07	99.94
11	0.0062	0.04	99.98
12	0.0019	0.01	99.99
13	0.0009	0.01	100.00
14	0.0002	0.00	100.00
15	0.0000	0.00	100.00
16	0.0000	0.00	100.00

## II-4. Eigenvectors of principal components in accumulative data analysis model – C slope, 2004. 7. 27



(a) 1st principal component

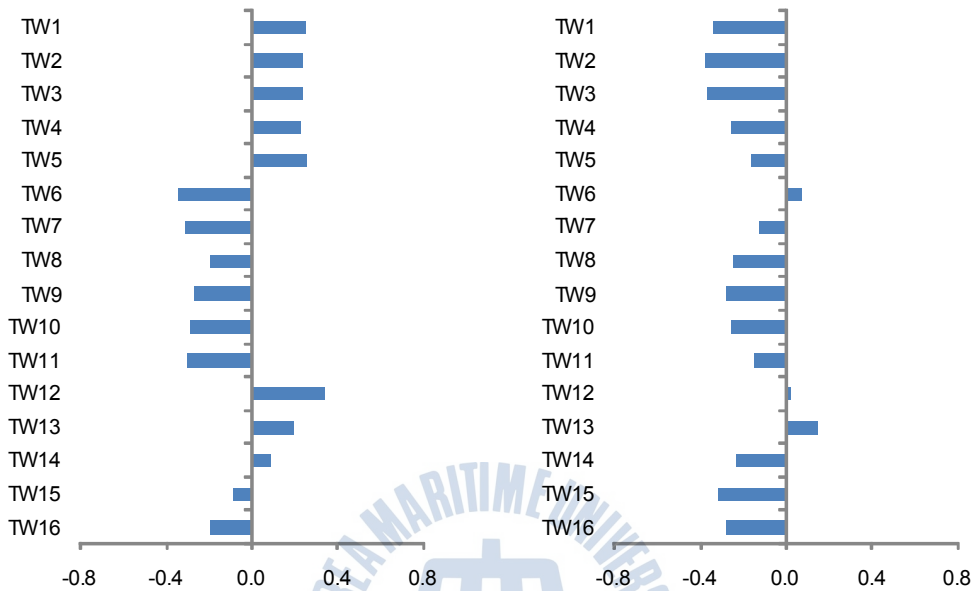
(b) 2nd principal component



(c) 3rd principal component

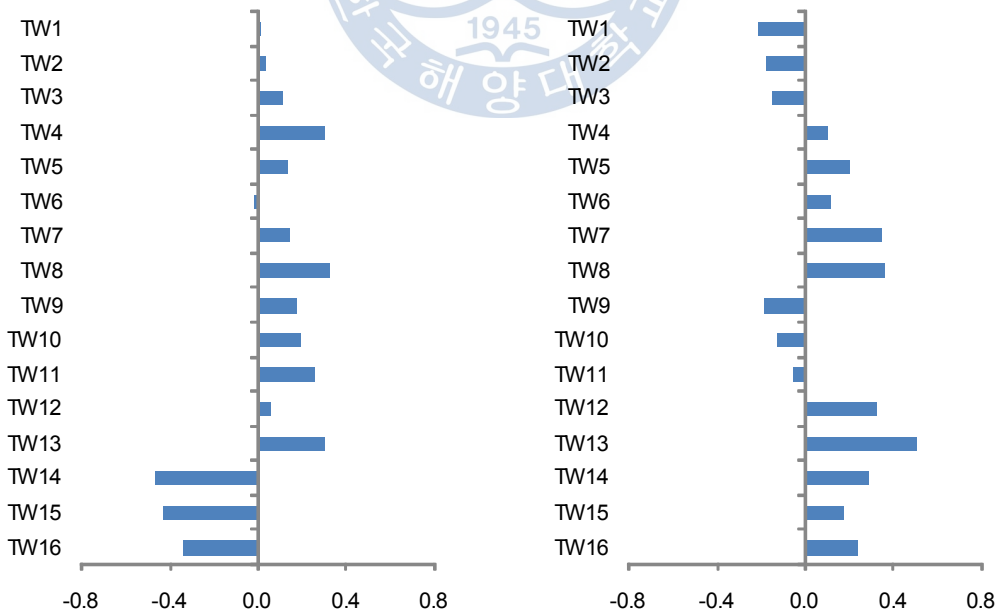
(d) 4th principal component

II-5. Eigenvectors of principal components in 25 data analysis model – C slope, 2004. 7. 27



(a) 1st principal component

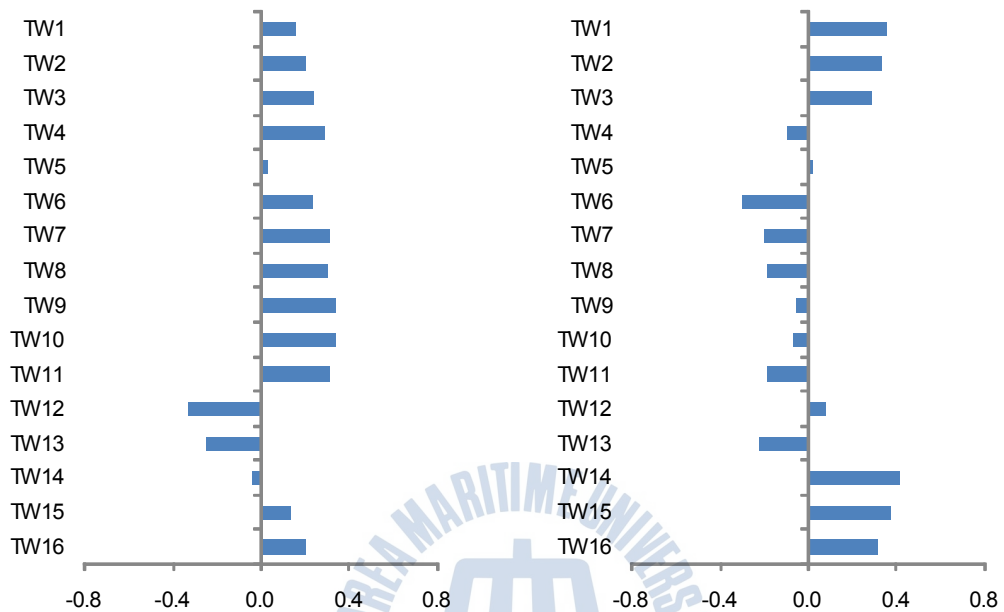
(b) 2nd principal component



(c) 3rd principal component

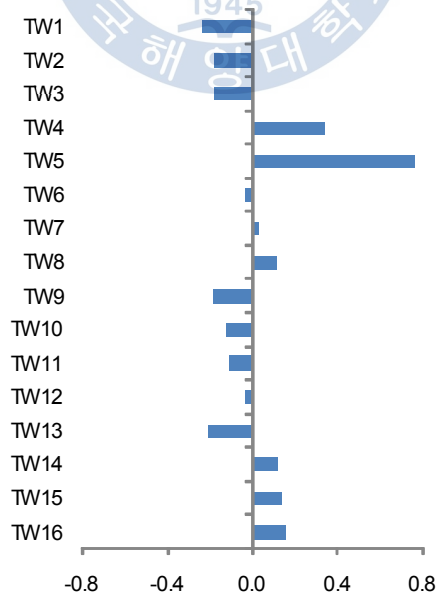
(d) 4th principal component

II-6. Eigenvectors of principal components in 90 days analysis model – C slope, 2004. 7. 27



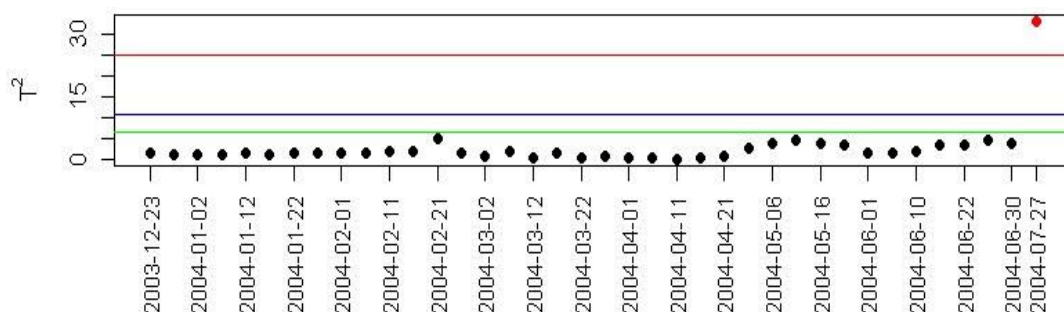
(a) 1st principal component

(b) 2nd principal component

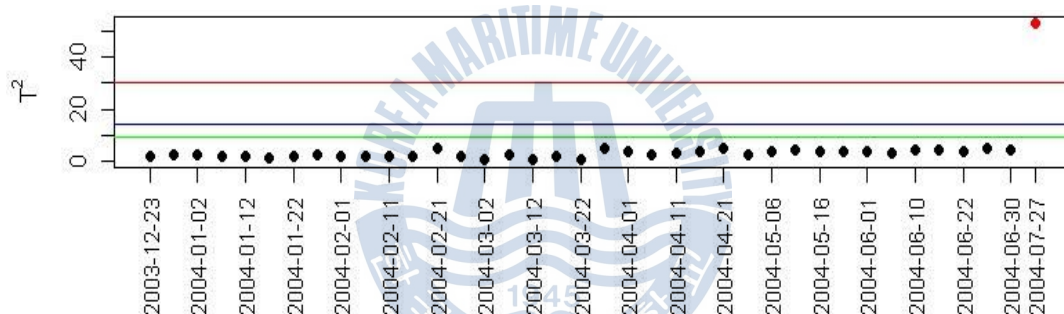


(c) 3rd principal component

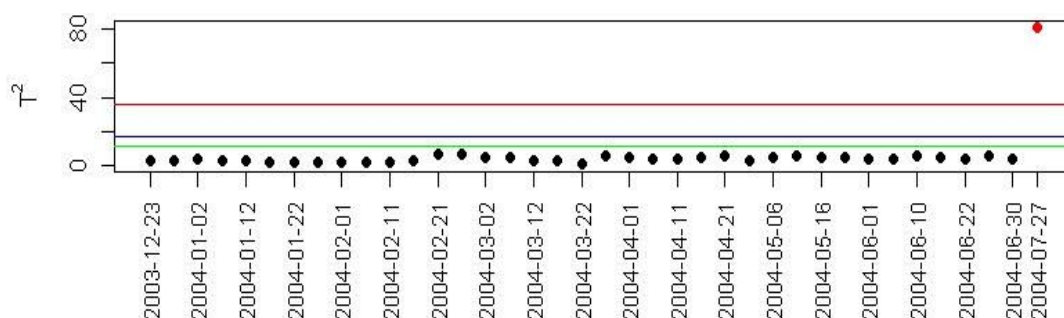
II-7.  $T^2$ -statistic with 95.0, 99.0, 99.9% confidence limits  
 – C slope, 2004. 7. 27



(a) Accumulative data analysis model – 70%

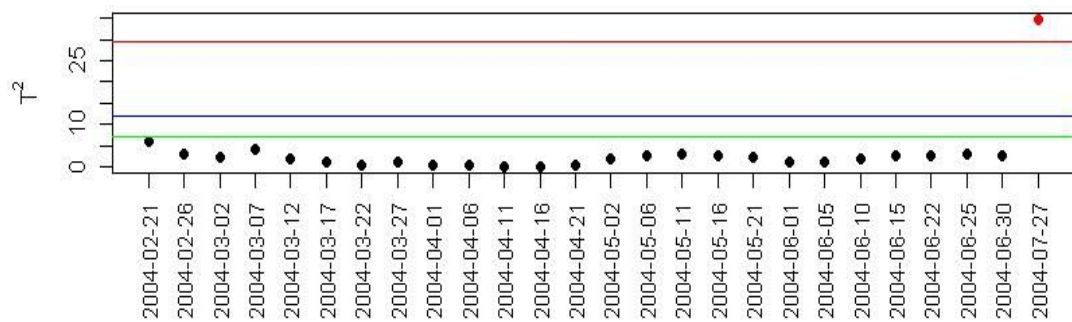


(b) Accumulative data analysis model – 80%

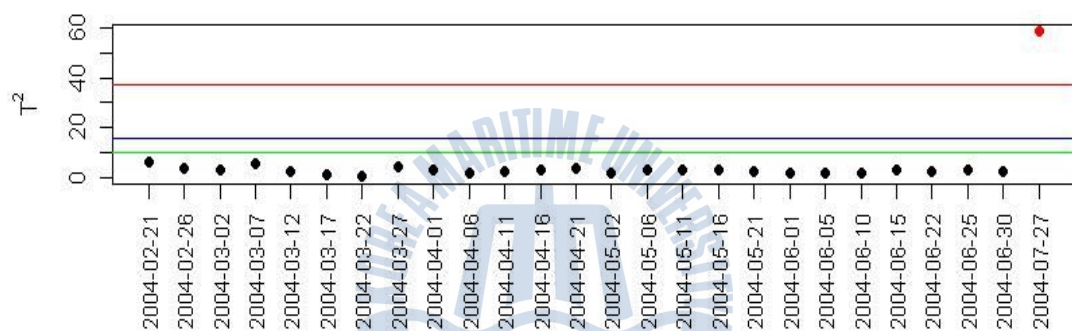


(c) Accumulative data analysis model – 90%

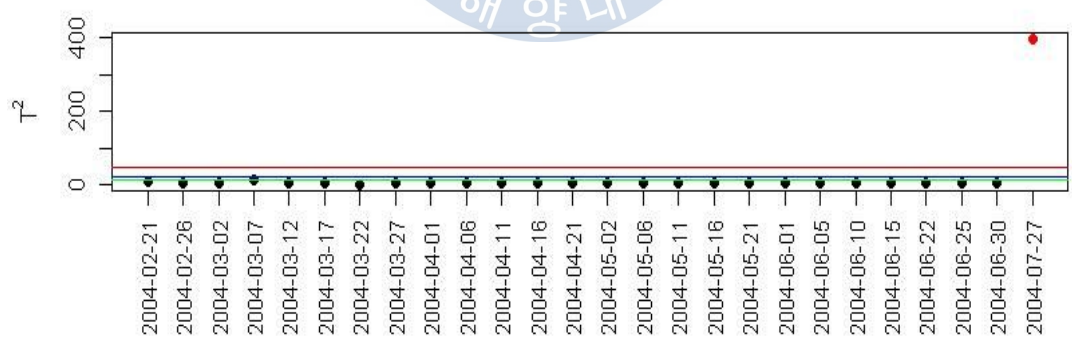




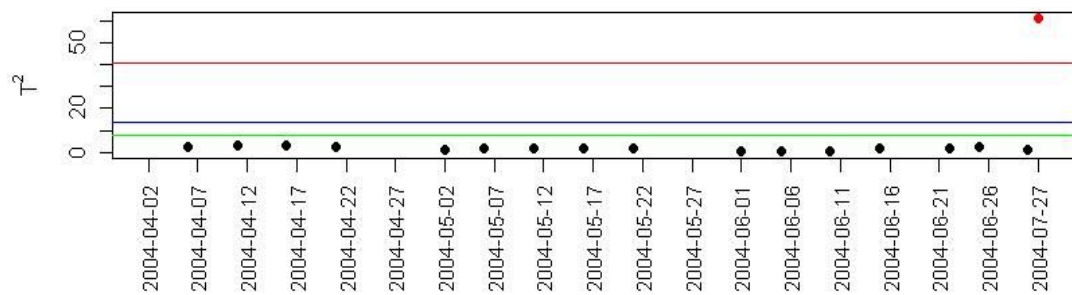
(d) 25 data analysis model - 70%



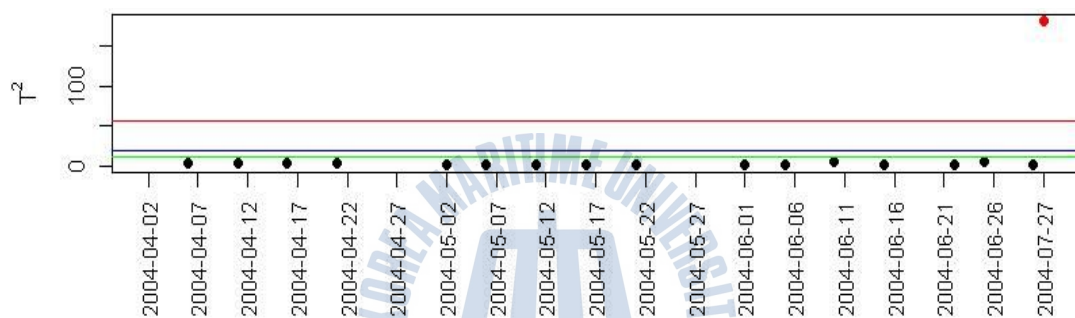
(e) 25 data analysis model - 80%



(f) 25 data analysis model - 90%

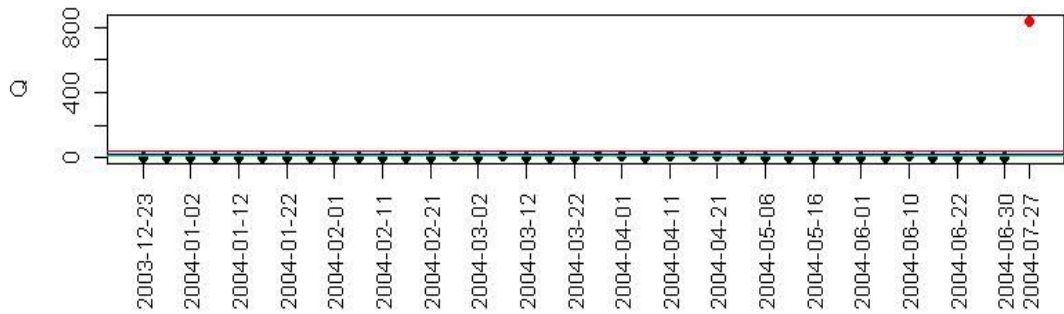


(g) 90 days analysis model - 70% and 80%

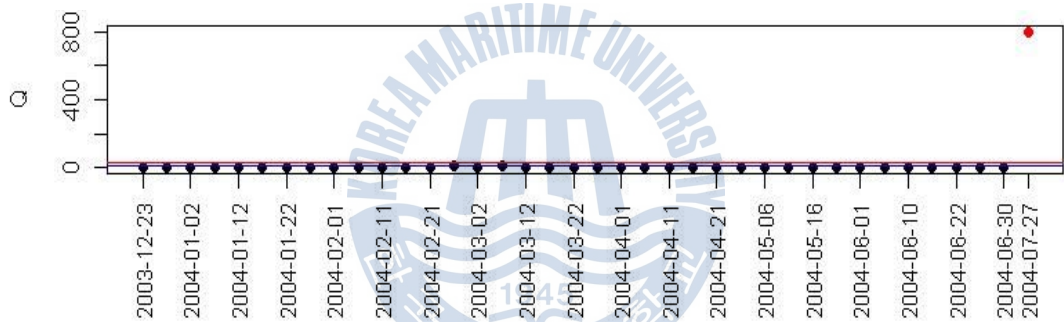


(h) 90 days analysis model - 90%

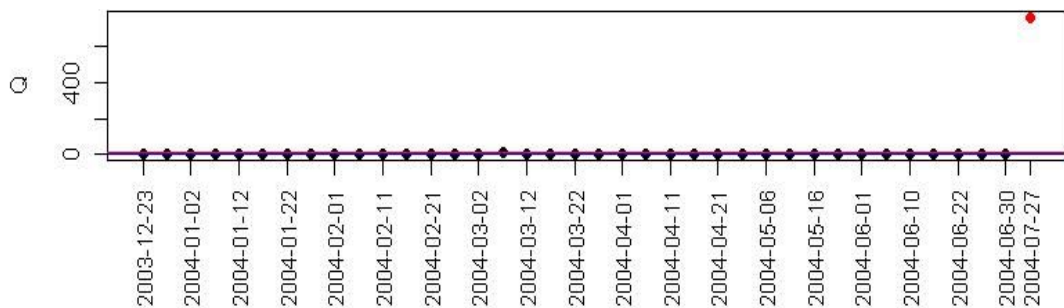
II-8.  $Q$ -statistic with 95.0, 99.0, 99.9% confidence limits  
 - C slope, 2004. 7. 27



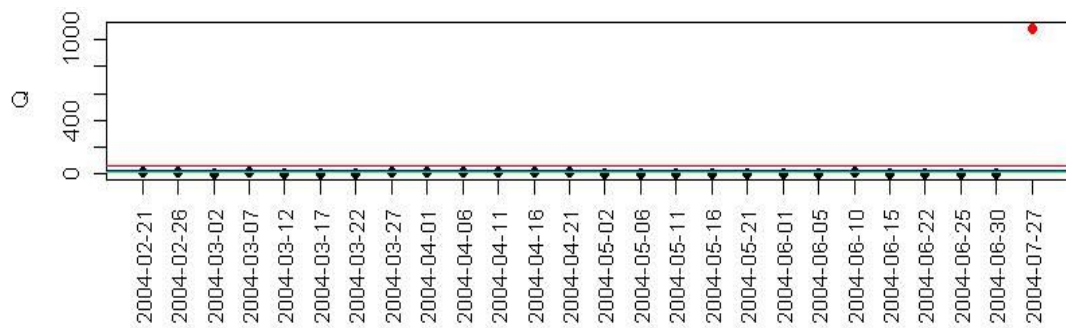
(a) Accumulative data analysis model - 70%



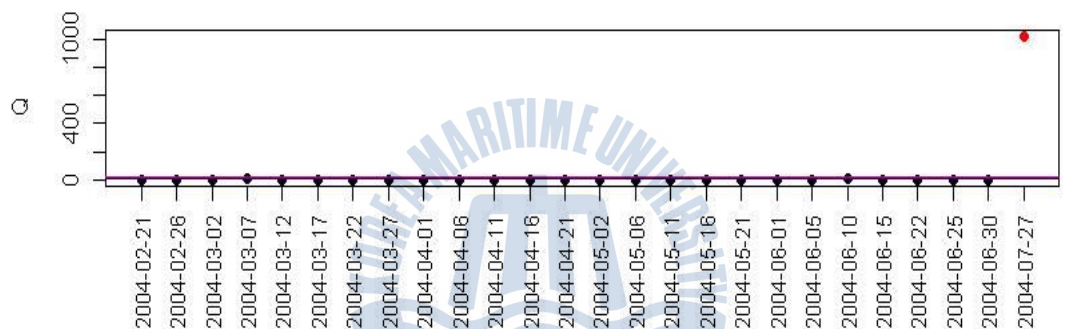
(b) Accumulative data analysis model - 80%



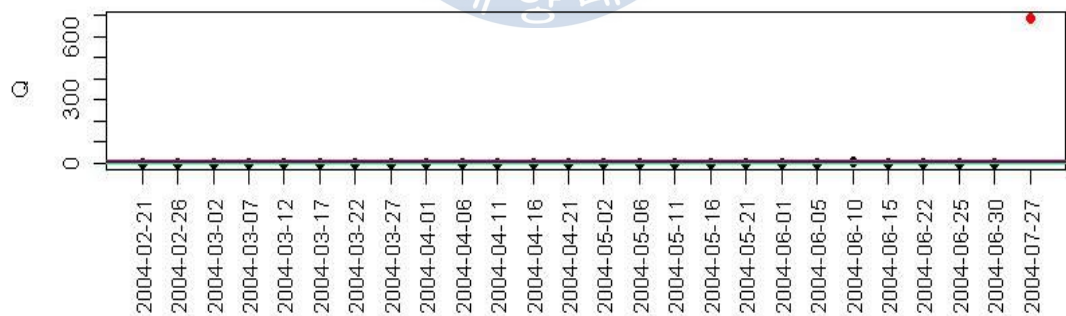
(c) Accumulative data analysis model - 90%



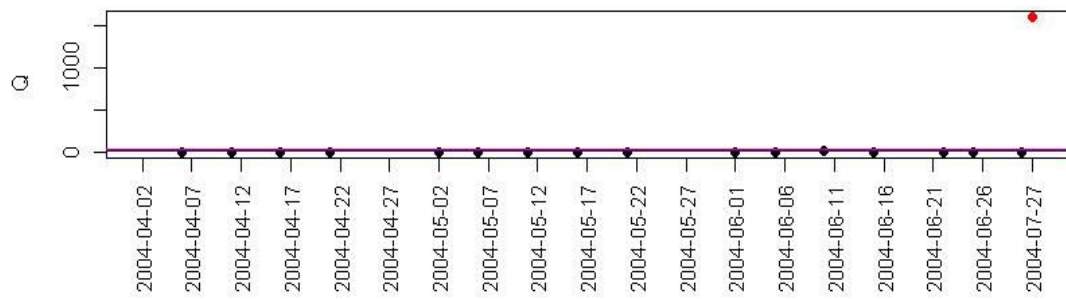
(d) 25 data analysis model - 70%



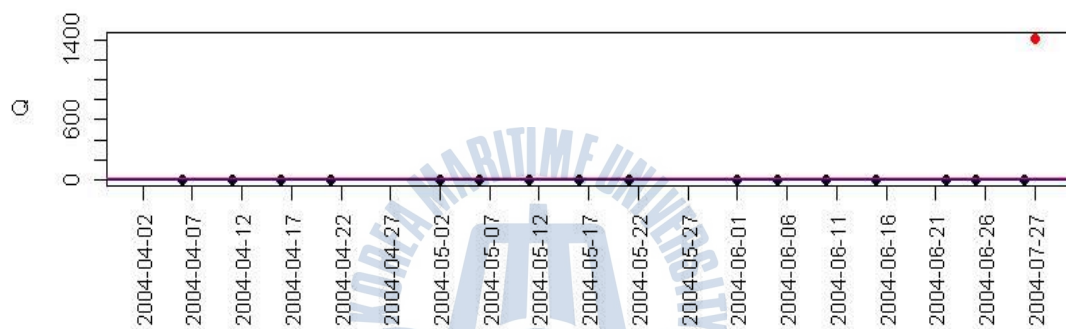
(e) 25 data analysis model - 80%



(f) 25 data analysis model - 90%



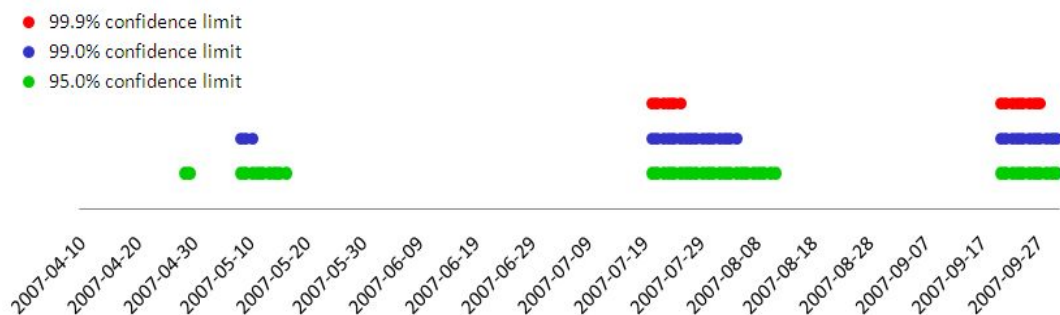
(g) 90 days analysis model - 70% and 80%



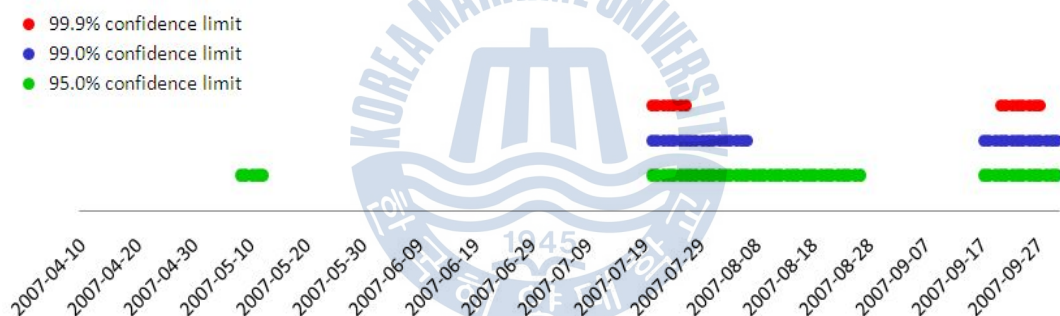
(h) 90 days analysis model - 90%

### Ⅲ. D 사면

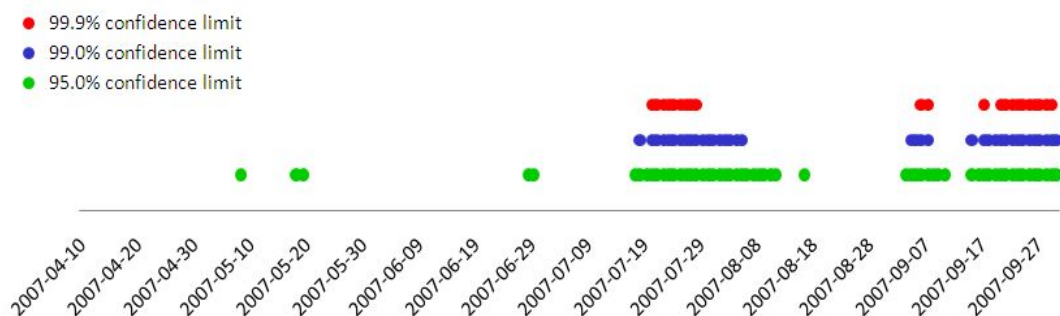
#### Ⅲ-1. Dates for exceeding confidence limits in $T^2$ -statistic



(a) Accumulative data analysis model - 70%

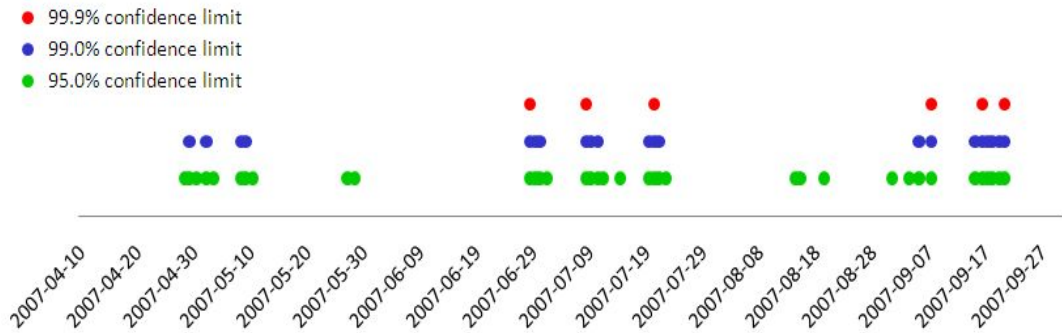


(b) Accumulative data analysis model - 80%

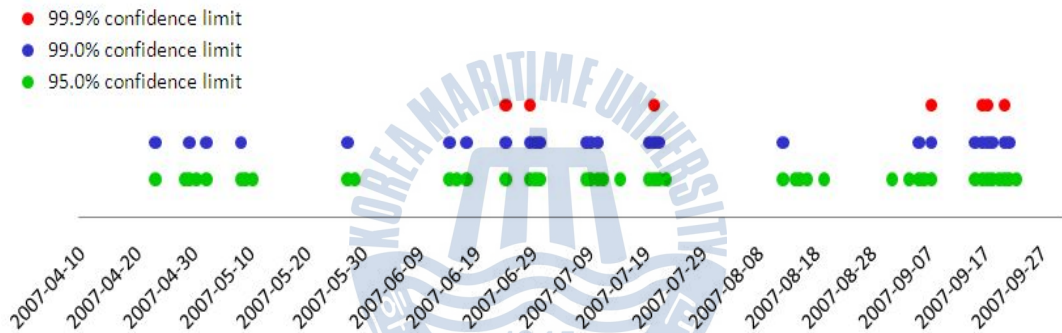


(c) Accumulative data analysis model - 90%

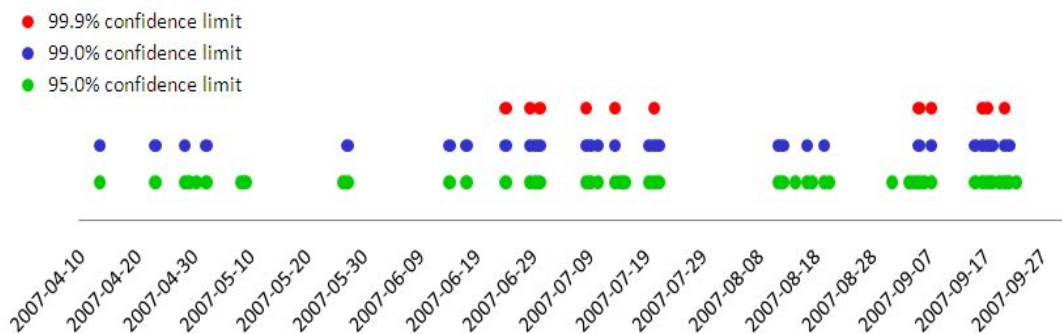




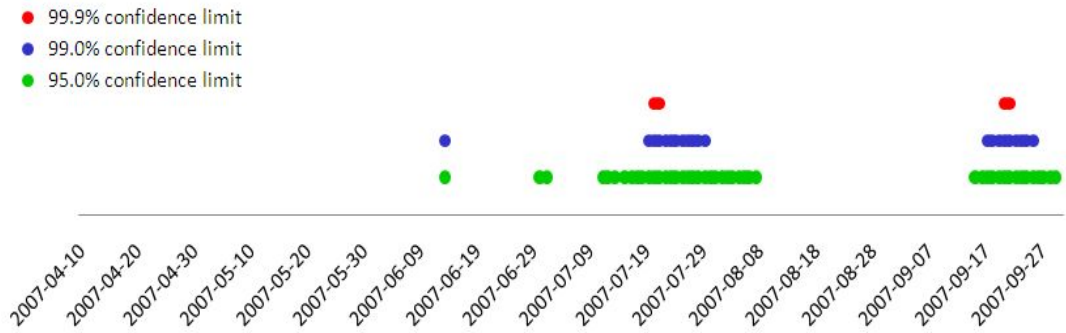
(d) 25 data analysis model – 70%



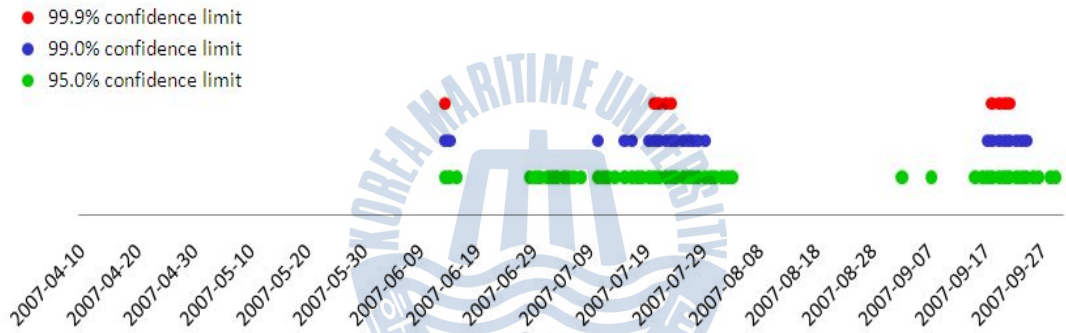
(e) 25 data analysis model – 80%



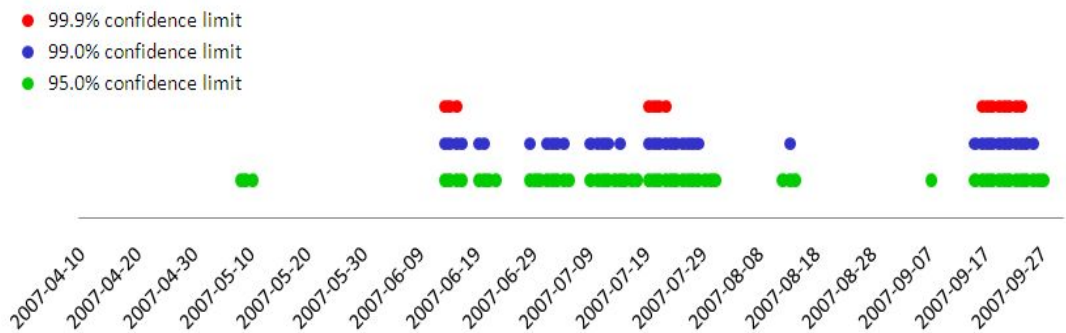
(f) 25 data analysis model – 90%



(g) 90 days analysis model – 70%

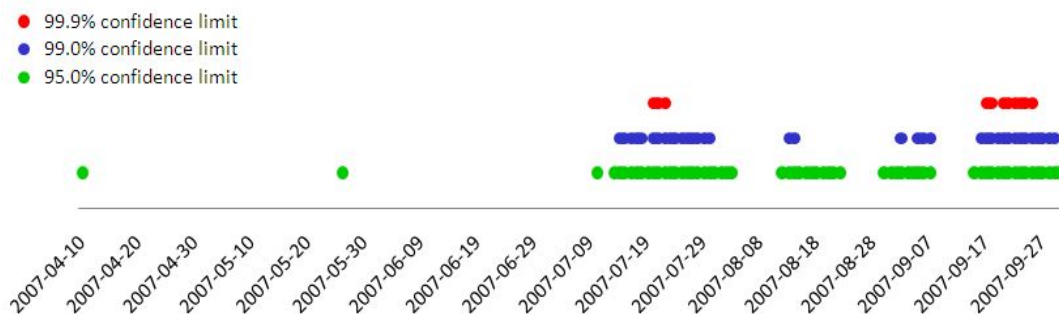


(h) 90 days analysis model – 80%

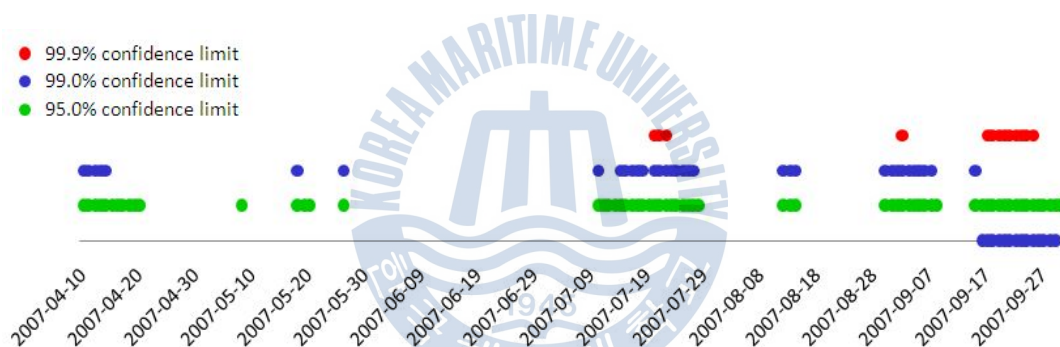


(i) 90 days analysis model – 90%

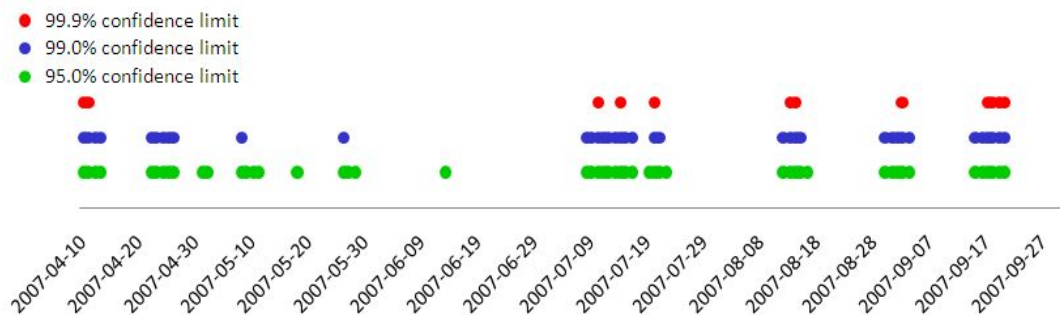
### III-2. Dates for exceeding confidence limits in $Q$ -statistic



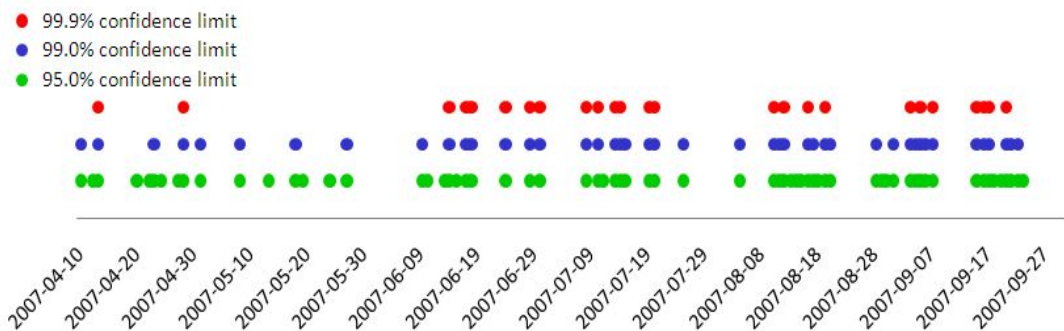
(a) Accumulative data analysis model – 70%



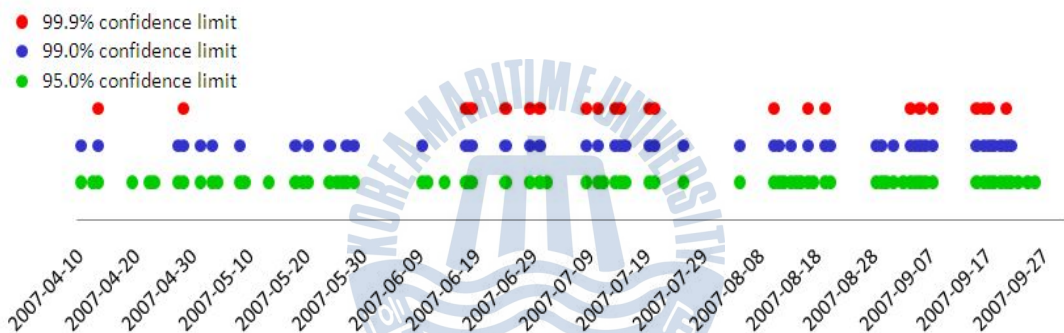
(b) Accumulative data analysis model – 80%



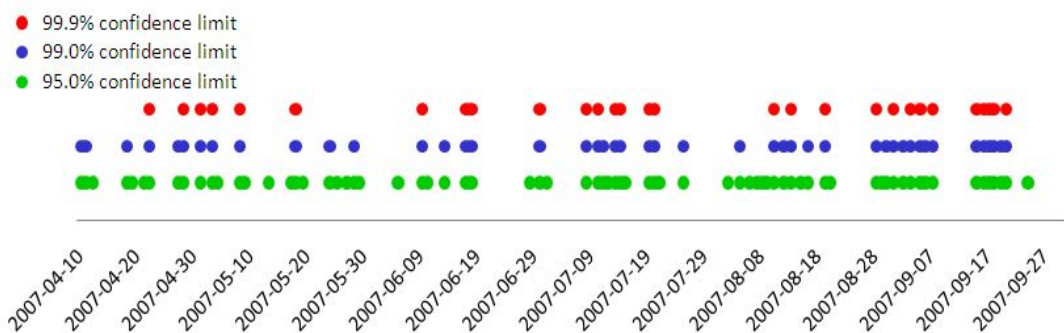
(c) Accumulative data analysis model – 90%



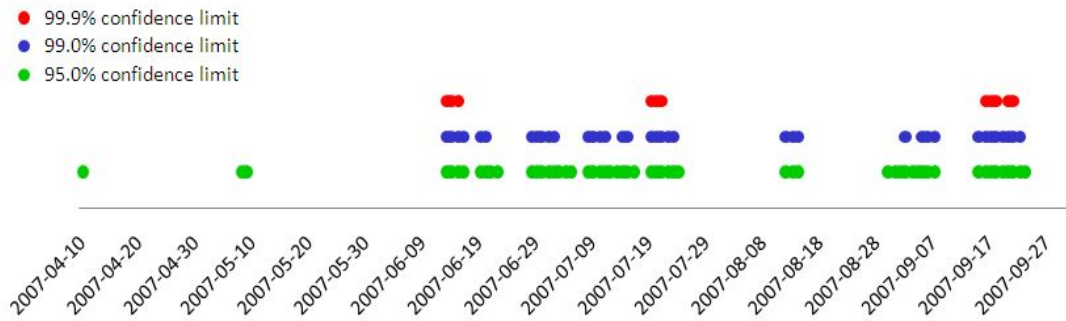
(d) 25 data analysis model – 70%



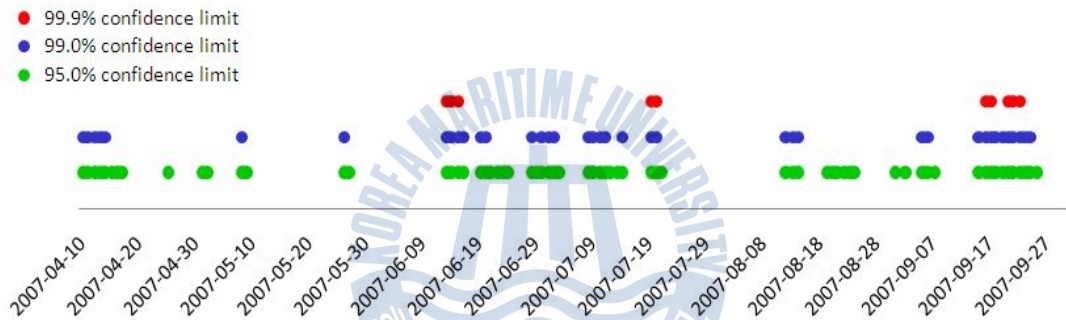
(e) 25 data analysis model – 80%



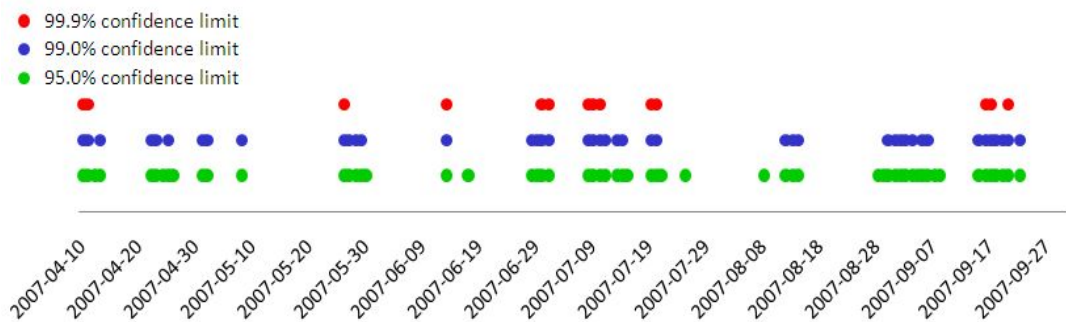
(f) 25 data analysis model – 90%



(g) 90 days analysis model – 70%



(h) 90 days analysis model – 80%



(i) 90 days analysis model – 90%

### III-3. Eigenvalues of the components – D slope, 2007. 9. 20

(a) Accumulative data analysis model

Component number	Eigenvalue	Contributory percentage, %	Accumulation of contributory percentage, %
1	9.3607	72.01	72.01
2	1.9510	15.01	87.01
3	0.5981	4.60	91.61
4	0.3771	2.90	94.51
5	0.2545	1.96	96.47
6	0.1332	1.03	97.50
7	0.1128	0.87	98.36
8	0.0821	0.63	99.00
9	0.0444	0.34	99.34
10	0.0386	0.30	99.63
11	0.0269	0.21	99.84
12	0.0148	0.11	99.96
13	0.0059	0.05	100.00
14	0.0000	0.00	100.00
15	0.0000	0.00	100.00



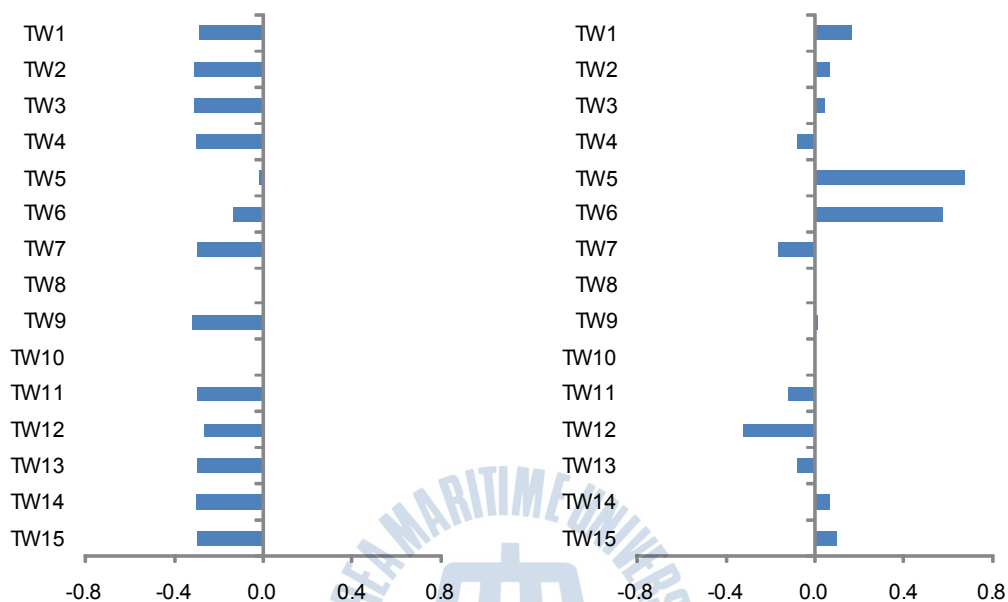
(b) 25 data analysis model

Component number	Eigenvalue	Contributory percentage, %	Accumulation of contributory percentage, %
1	10.2366	78.74	78.74
2	1.6416	12.63	91.37
3	0.5547	4.27	95.64
4	0.2146	1.65	97.29
5	0.1672	1.29	98.57
6	0.0850	0.65	99.23
7	0.0726	0.56	99.79
8	0.0135	0.10	99.89
9	0.0108	0.08	99.97
10	0.0030	0.02	100.00
11	0.0004	0.00	100.00
12	0.0001	0.00	100.00
13	0.0000	0.00	100.00
14	0.0000	0.00	100.00
15	0.0000	0.00	100.00

(c) 90 days analysis model

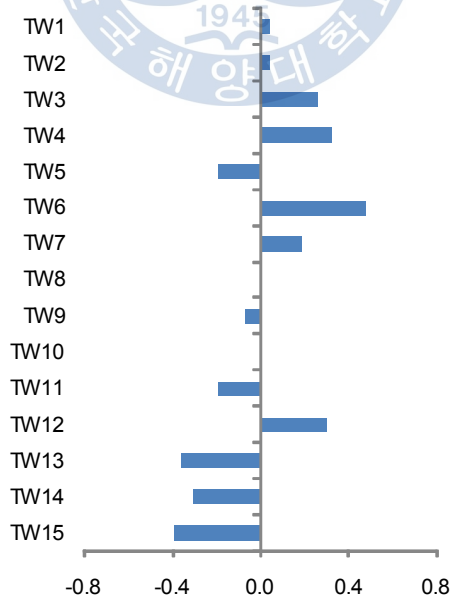
Component number	Eigenvalue	Contributory percentage, %	Accumulation of contributory percentage, %
1	7.1743	55.19	55.19
2	3.0234	23.26	78.44
3	1.3128	10.10	88.54
4	0.6417	4.94	93.48
5	0.3770	2.90	96.38
6	0.1708	1.31	97.69
7	0.1255	0.97	98.66
8	0.0780	0.60	99.26
9	0.0442	0.34	99.60
10	0.0257	0.20	99.80
11	0.0151	0.12	99.91
12	0.0089	0.07	99.98
13	0.0025	0.02	100.00
14	0.0000	0.00	100.00
15	0.0000	0.00	100.00

### III-4. Eigenvectors of principal components in accumulative data analysis model – D slope, 2007. 9. 20



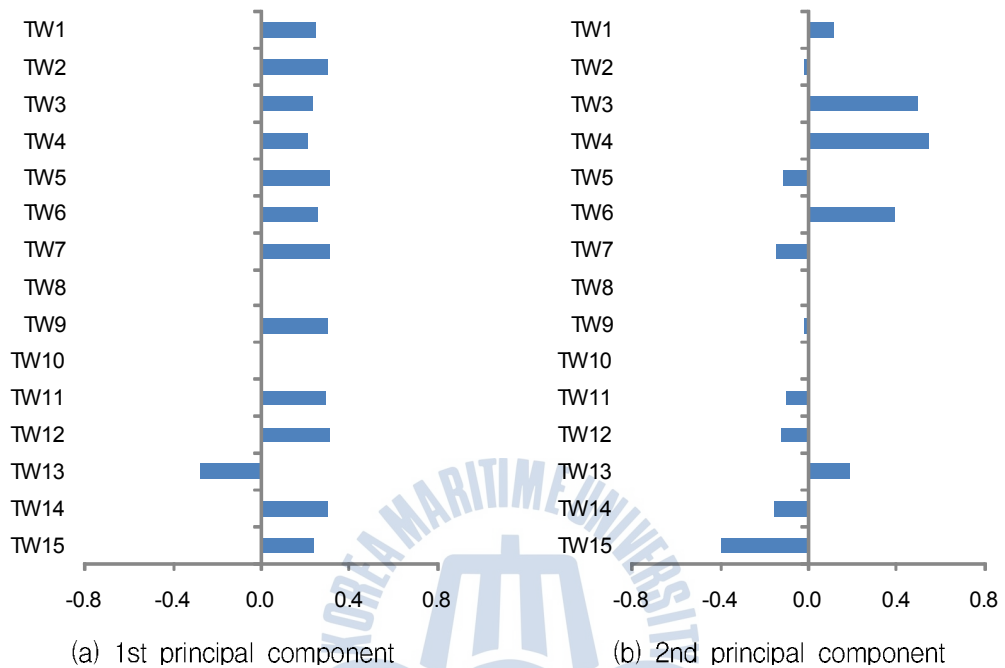
(a) 1st principal component

(b) 2nd principal component

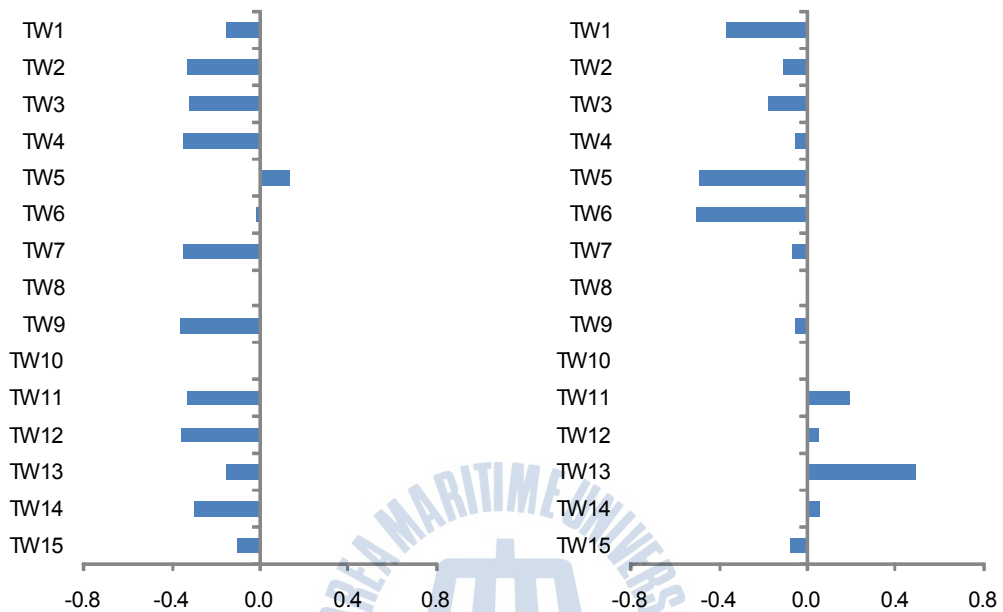


(c) 3rd principal component

III-5. Eigenvectors of principal components in 25 data analysis model – D slope, 2007. 9. 20

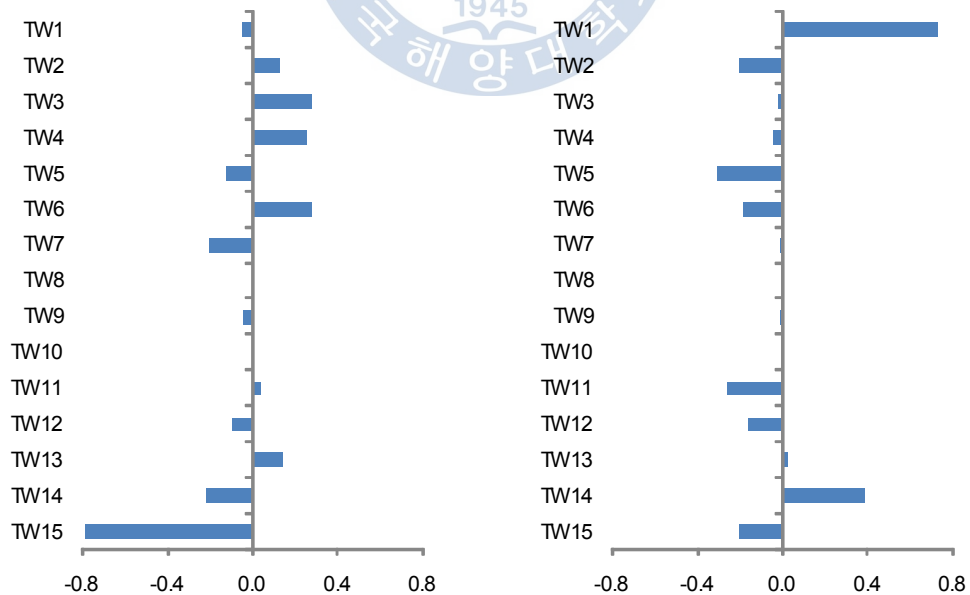


### III-6. Eigenvectors of principal components in 90 days analysis model – D slope, 2007. 9. 20



(a) 1st principal component

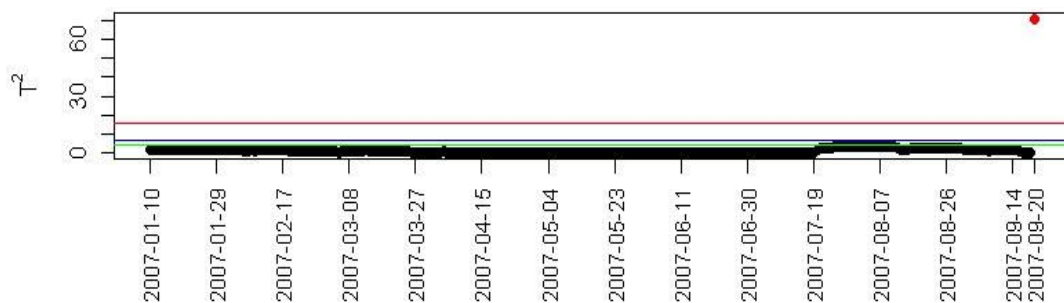
(b) 2nd principal component



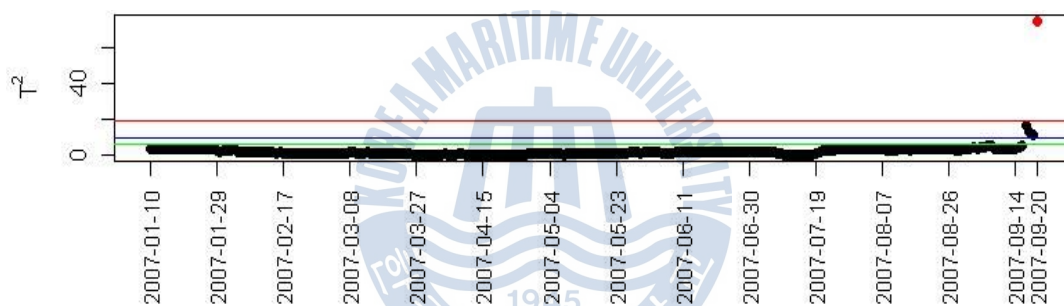
(c) 3rd principal component

(d) 4th principal component

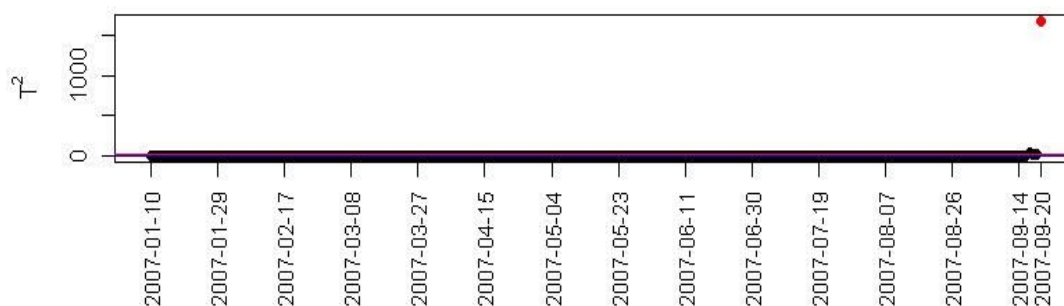
III-7.  $T^2$ -statistic with 95.0, 99.0, 99.9% confidence limits  
 - D slope, 2007. 9. 20



(a) Accumulative data analysis model - 70%

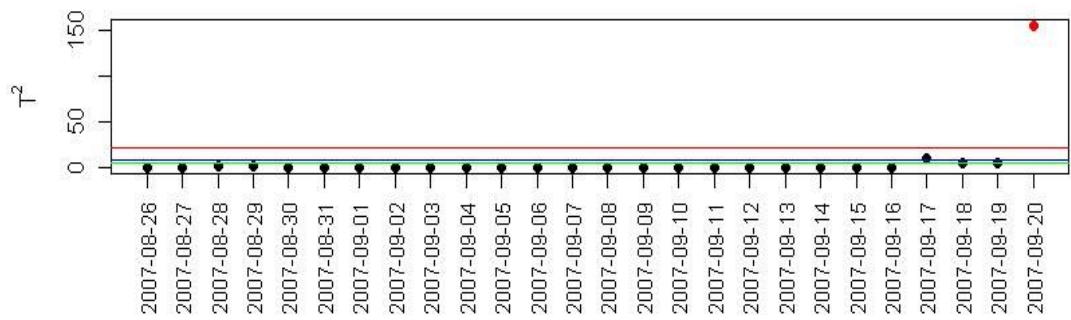


(b) Accumulative data analysis model - 80%

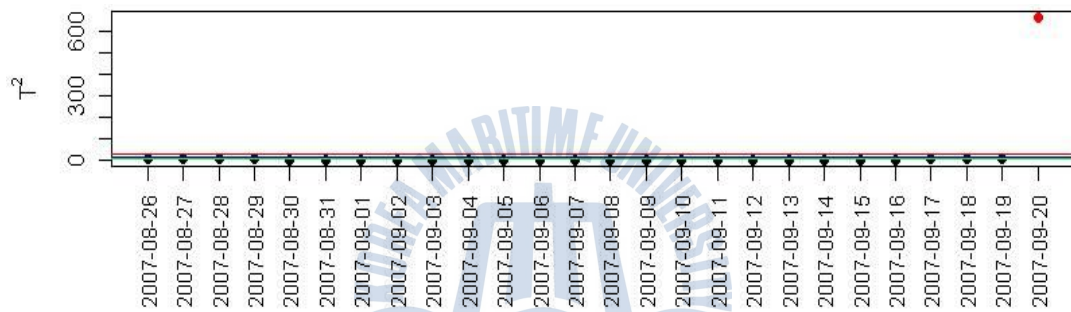


(c) Accumulative data analysis model - 90%

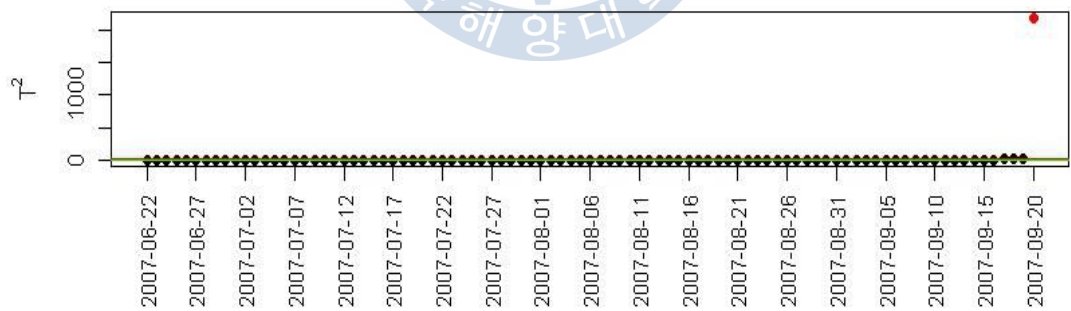




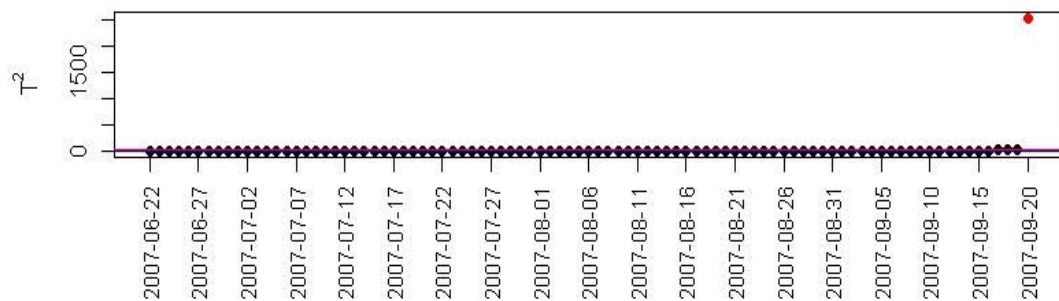
(d) 25 data analysis model - 70%



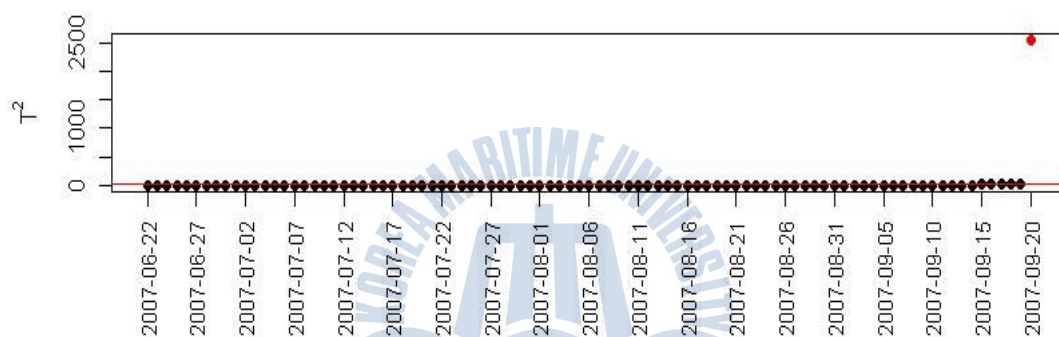
(e) 25 data analysis model - 80% and 90%



(f) 90 days analysis model - 70%

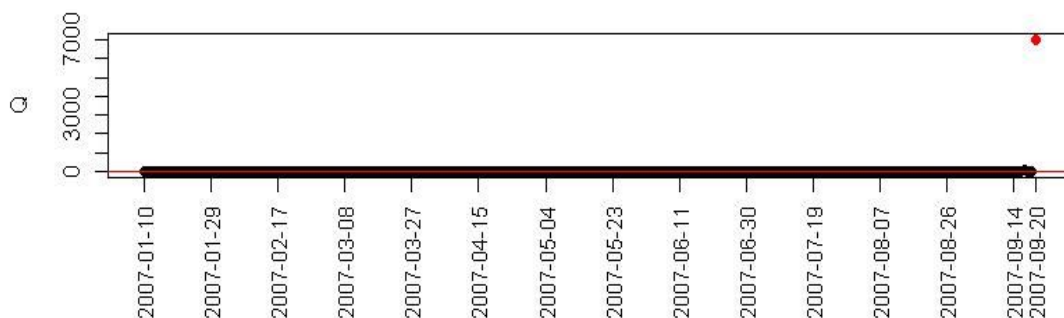


(g) 90 days analysis model - 80%

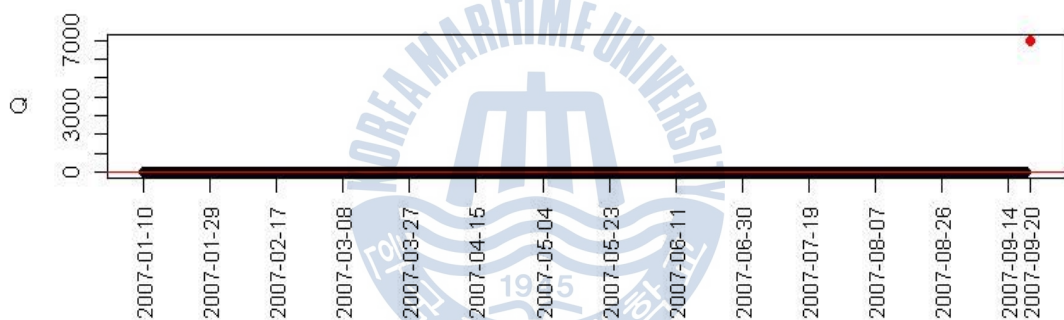


(h) 90 days analysis model - 90%

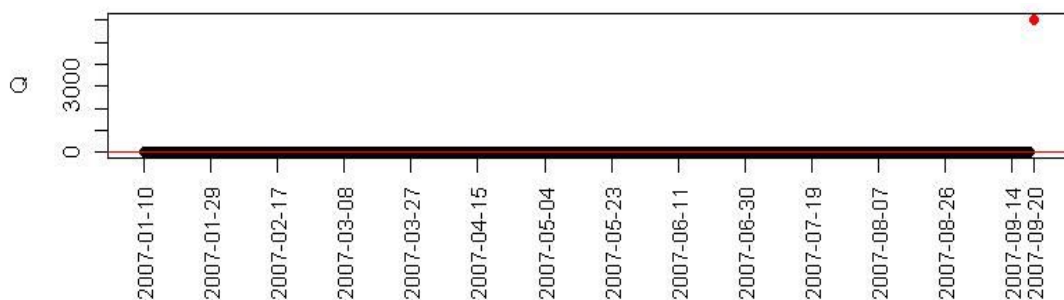
III-8.  $Q$ -statistic with 95.0, 99.0, 99.9% confidence limits  
 - D slope, 2007. 9. 20



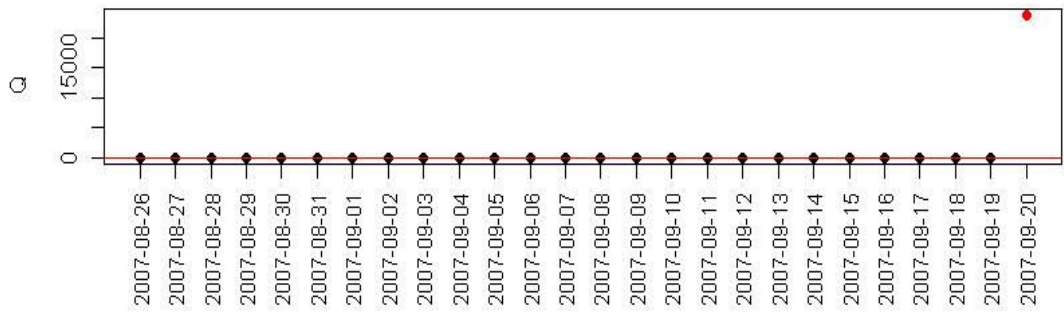
(a) Accumulative data analysis model - 70%



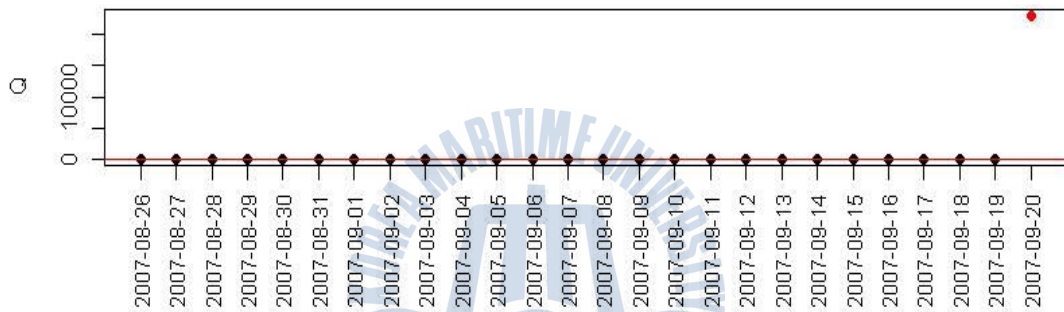
(b) Accumulative data analysis model - 80%



(c) Accumulative data analysis model - 90%



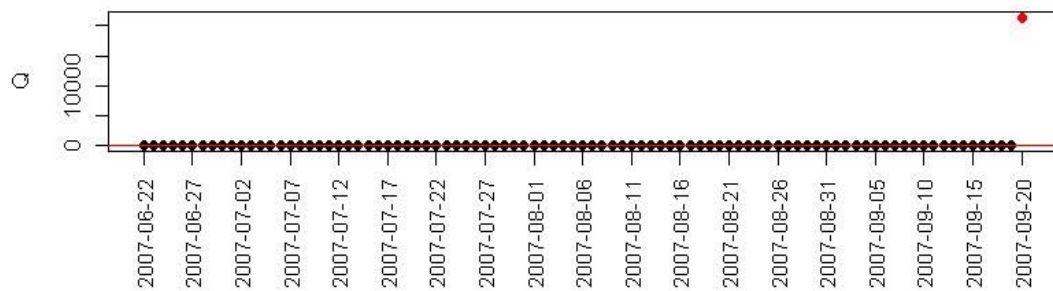
(d) 25 data analysis model - 70%



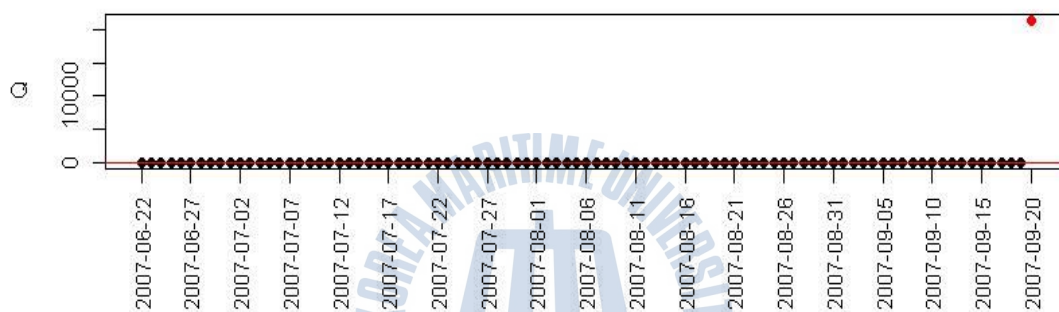
(e) 25 data analysis model - 80% and 90%



(e) 90 days analysis model - 70%



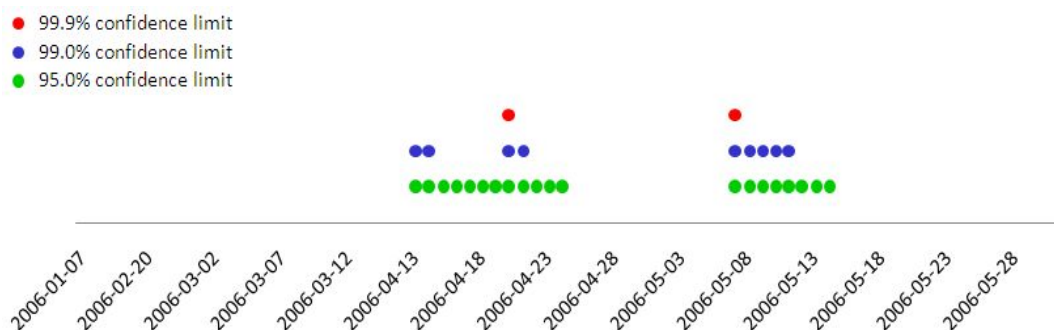
(g) 90 days analysis model - 80%



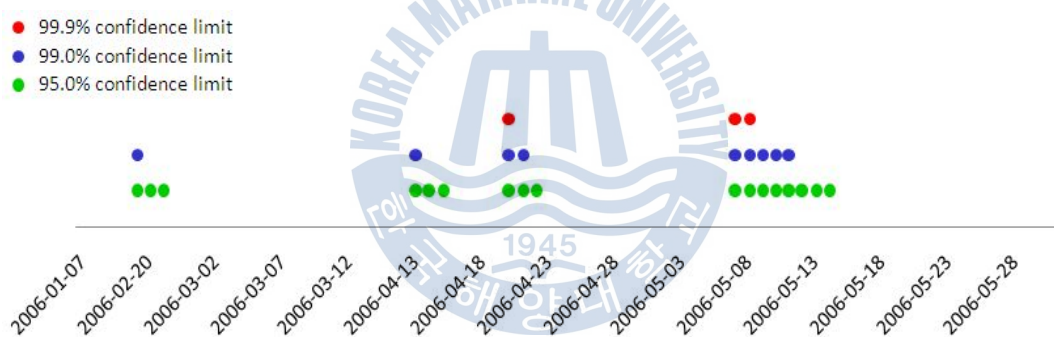
(h) 90 days analysis model - 90%

## IV. E 사면

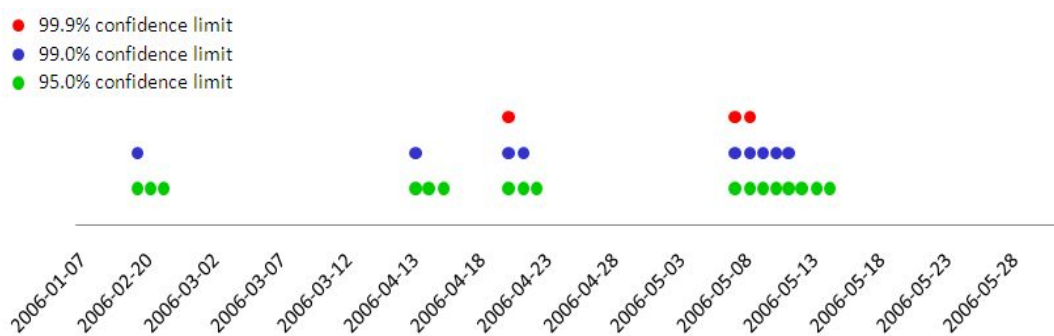
### IV-1. Dates for exceeding confidence limits in $T^2$ -statistic



(a) Accumulative data analysis model - 70%



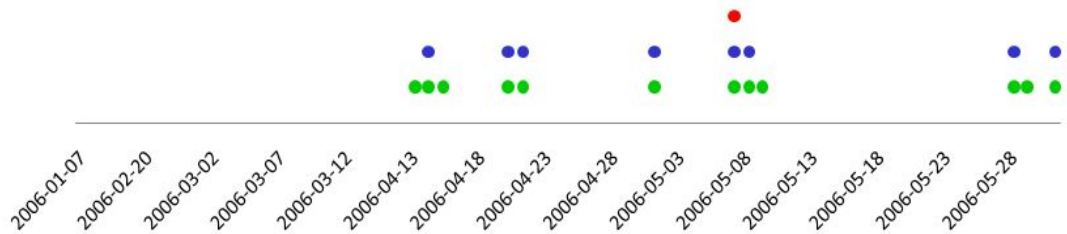
(b) Accumulative data analysis model - 80%



(c) Accumulative data analysis model - 90%

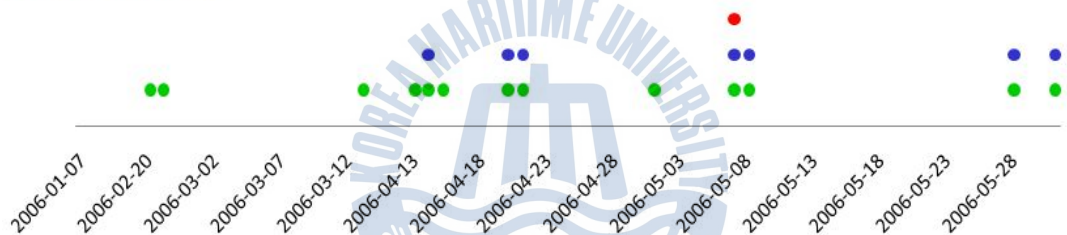


● 99.9% confidence limit  
 ● 99.0% confidence limit  
 ● 95.0% confidence limit



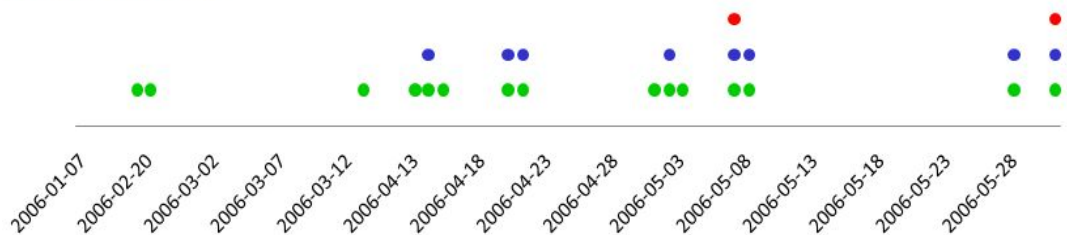
(d) 25 data analysis model – 70%

● 99.9% confidence limit  
 ● 99.0% confidence limit  
 ● 95.0% confidence limit



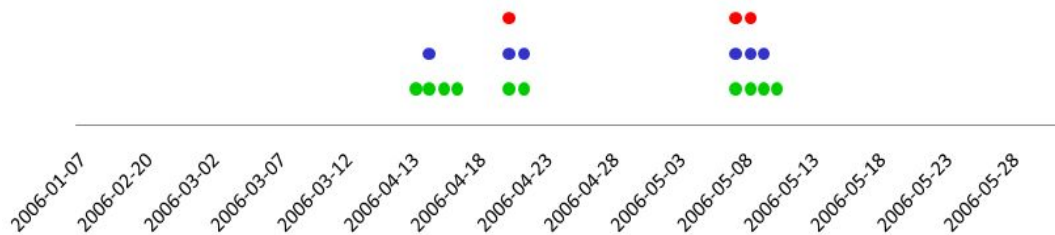
(e) 25 data analysis model – 80%

● 99.9% confidence limit  
 ● 99.0% confidence limit  
 ● 95.0% confidence limit



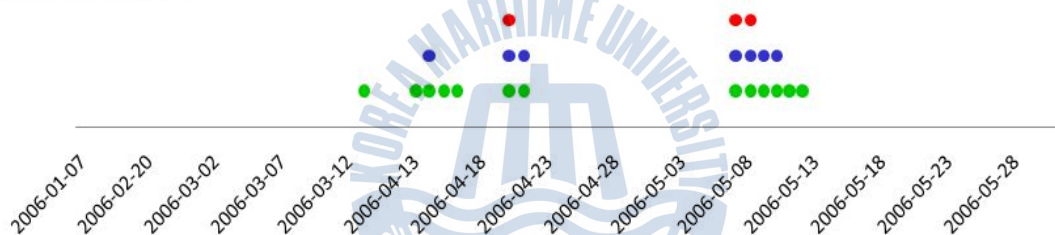
(f) 25 data analysis model – 90%

● 99.9% confidence limit  
● 99.0% confidence limit  
● 95.0% confidence limit



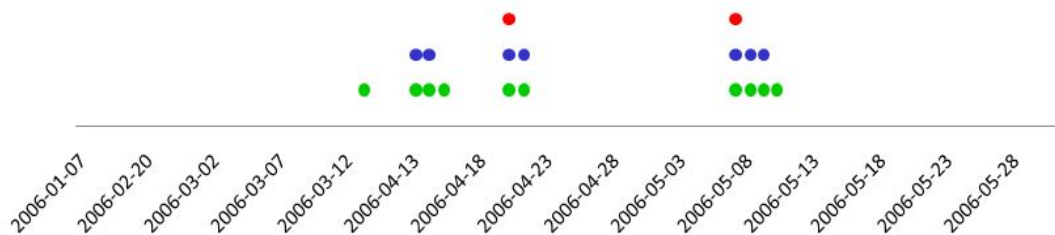
(g) 90 days analysis model - 70%

● 99.9% confidence limit  
● 99.0% confidence limit  
● 95.0% confidence limit



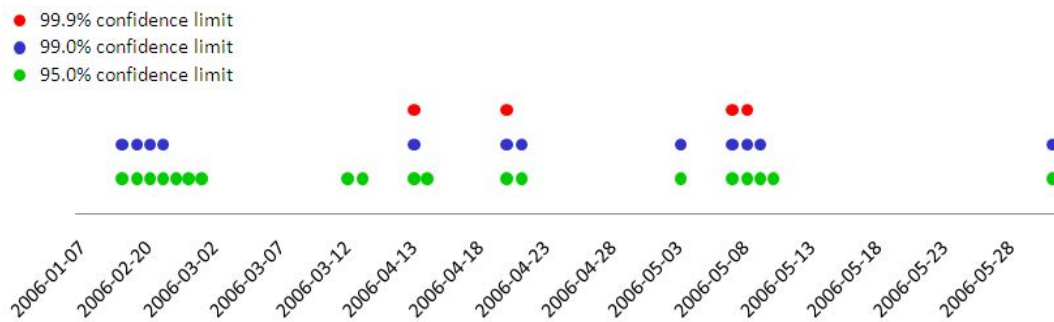
(h) 90 days analysis model - 80%

● 99.9% confidence limit  
● 99.0% confidence limit  
● 95.0% confidence limit

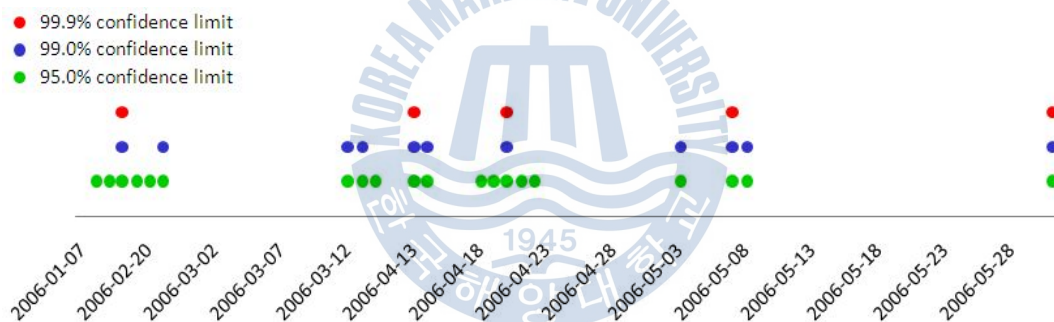


(i) 90 days analysis model - 90%

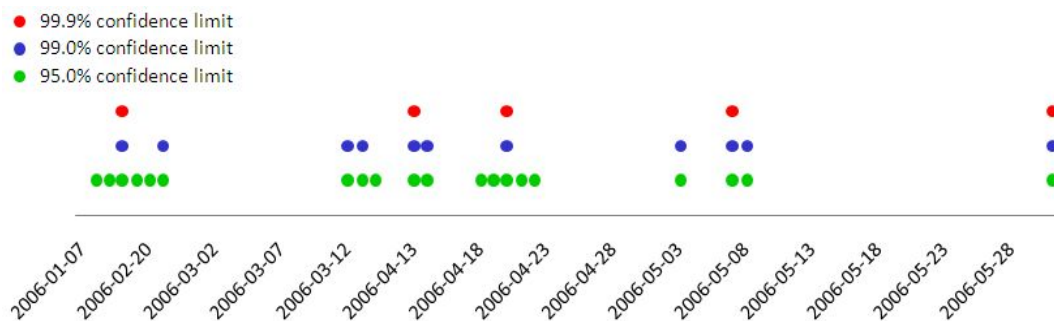
## IV-2. Dates for exceeding confidence limits in $Q$ -statistic



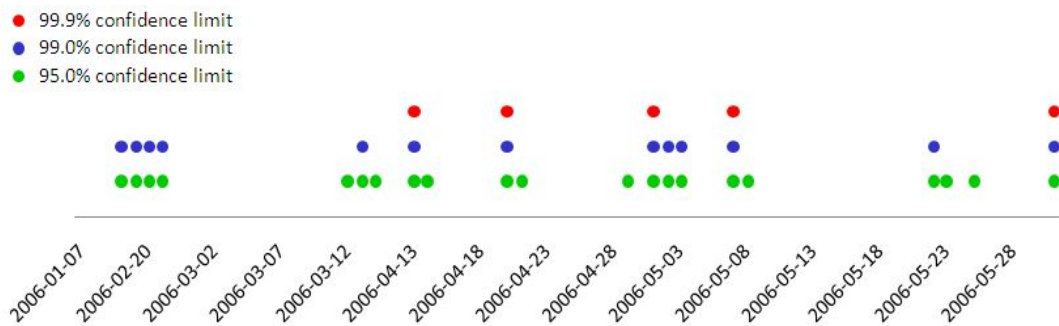
(a) Accumulative data analysis model – 70%



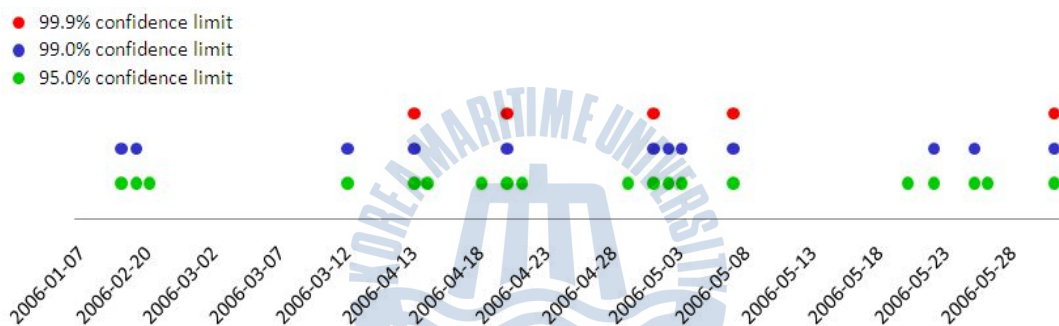
(b) Accumulative data analysis model – 80%



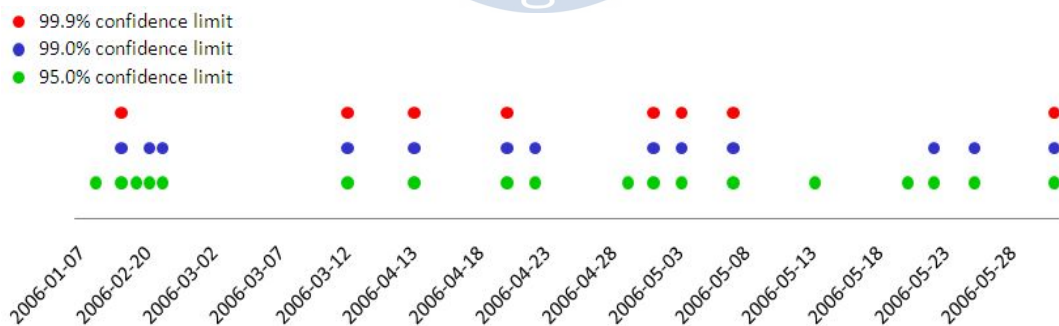
(c) Accumulative data analysis model – 90%



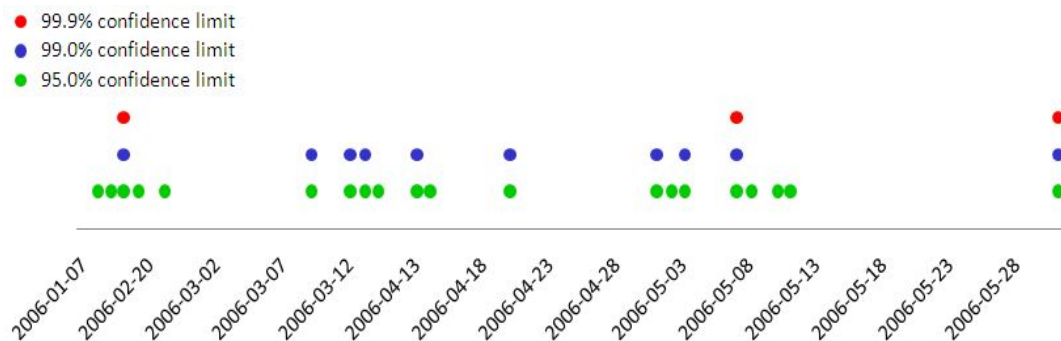
(d) 25 data analysis model – 70%



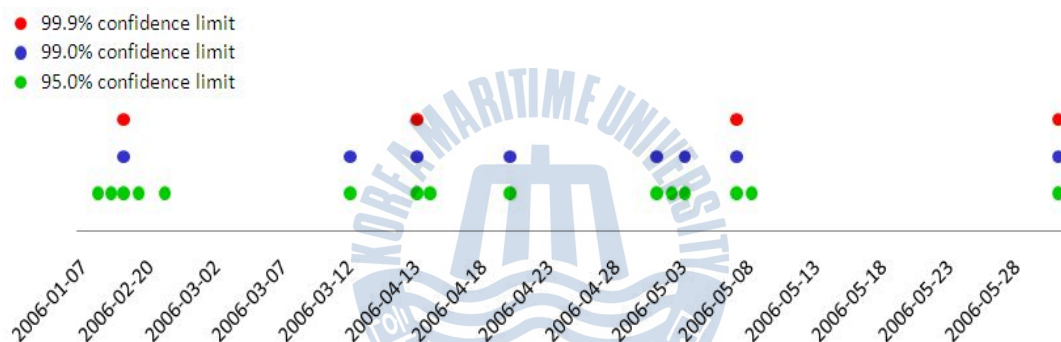
(e) 25 data analysis model – 80%



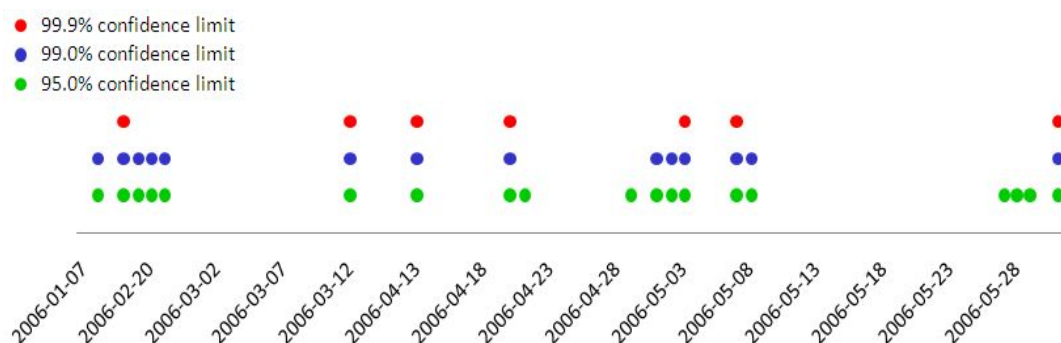
(f) 25 data analysis model – 90%



(g) 90 days analysis model – 70%



(h) 90 days analysis model – 80%



(i) 90 days analysis model – 90%

### IV-3. Eigenvalues of the components – E slope, 2006. 5. 7

(a) Accumulative data analysis model

Component number	Eigenvalue	Contributory percentage, %	Accumulation of contributory percentage, %
1	8.9907	56.19	56.19
2	4.7887	29.93	86.12
3	0.8171	5.11	91.23
4	0.4866	3.04	94.27
5	0.3698	2.31	96.58
6	0.1815	1.13	97.72
7	0.1109	0.69	98.41
8	0.0945	0.59	99.00
9	0.0523	0.33	99.32
10	0.0362	0.23	99.55
11	0.0259	0.16	99.71
12	0.0193	0.12	99.83
13	0.0124	0.08	99.91
14	0.0082	0.05	99.96
15	0.0051	0.03	99.99
16	0.0011	0.01	100.00



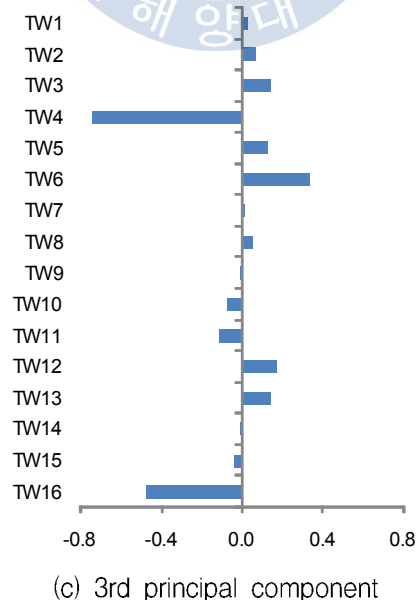
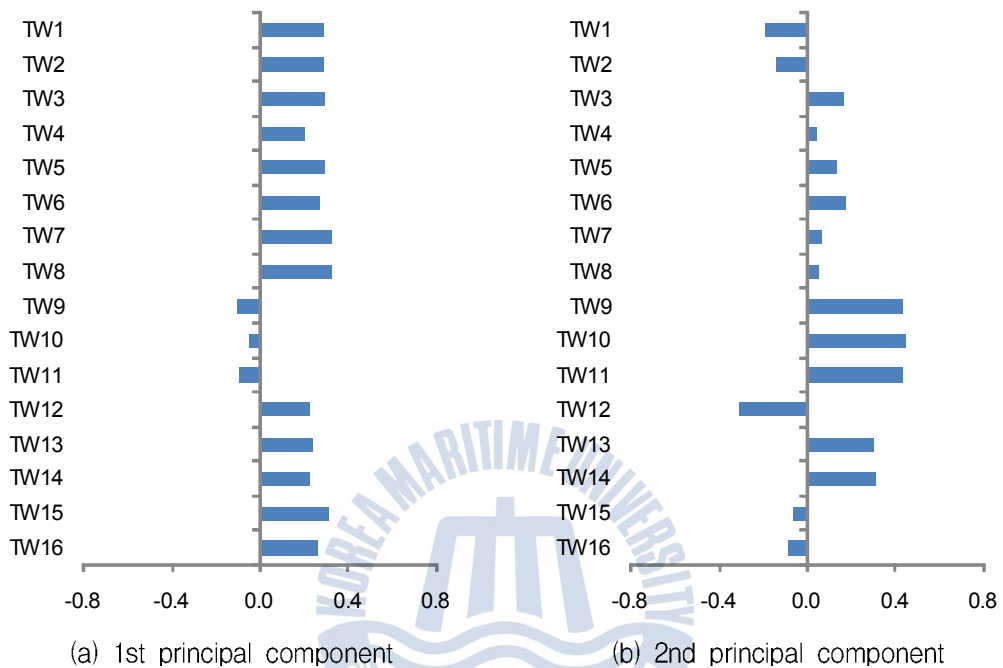
(b) 25 data analysis model

Component number	Eigenvalue	Contributory percentage, %	Accumulation of contributory percentage, %
1	9.1888	57.43	57.43
2	4.3376	27.11	84.54
3	1.2320	7.70	92.24
4	0.5606	3.50	95.74
5	0.3380	2.11	97.86
6	0.2150	1.34	99.20
7	0.0513	0.32	99.52
8	0.0394	0.25	99.77
9	0.0212	0.13	99.90
10	0.0104	0.07	99.97
11	0.0042	0.03	99.99
12	0.0014	0.01	100.00
13	0.0001	0.00	100.00
14	0.0000	0.00	100.00
15	0.0000	0.00	100.00
16	0.0000	0.00	100.00

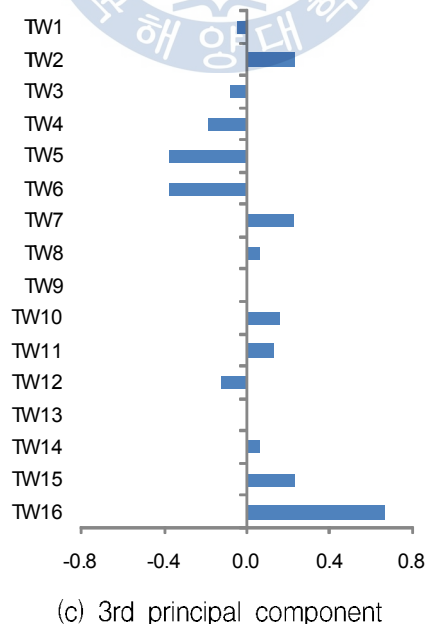
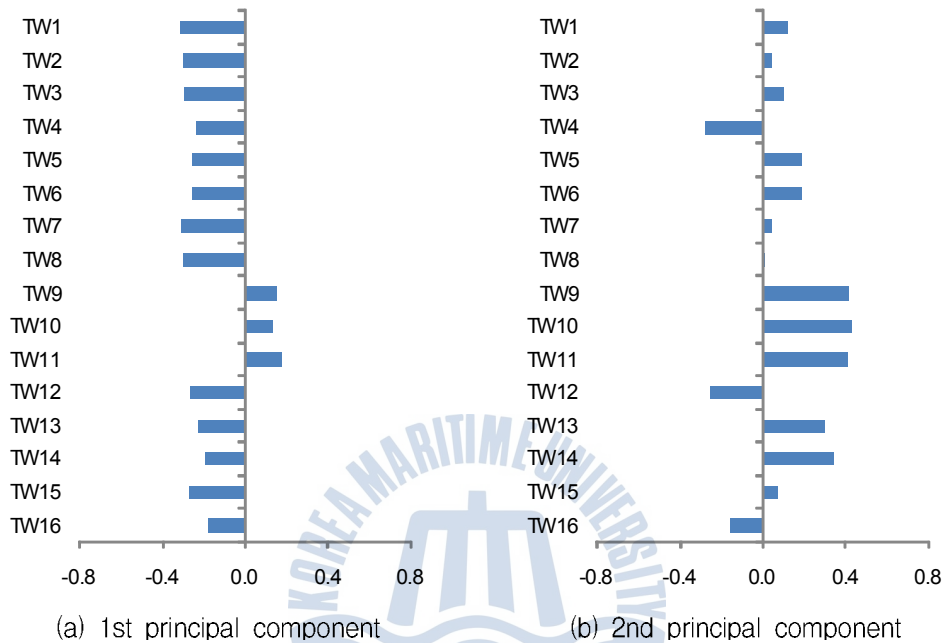
(c) 90 days analysis model

Component number	Eigenvalue	Contributory percentage, %	Accumulation of contributory percentage, %
1	11.1510	69.69	69.69
2	2.4630	15.39	85.09
3	0.8932	5.58	90.67
4	0.7613	4.76	95.43
5	0.2915	1.82	97.25
6	0.1625	1.02	98.27
7	0.0936	0.59	98.85
8	0.0736	0.46	99.31
9	0.0468	0.29	99.60
10	0.0303	0.19	99.79
11	0.0159	0.10	99.89
12	0.0084	0.05	99.95
13	0.0056	0.04	99.98
14	0.0024	0.02	100.00
15	0.0009	0.01	100.00
16	0.0000	0.00	100.00

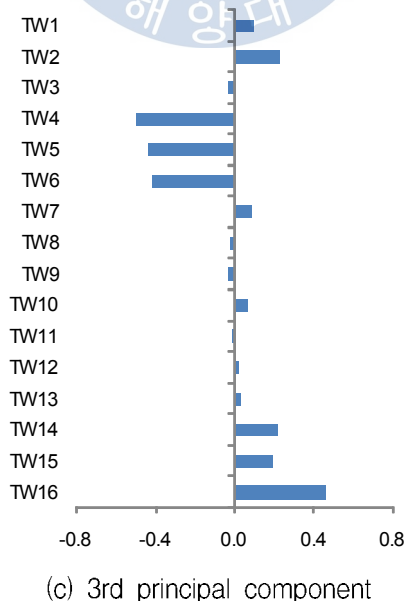
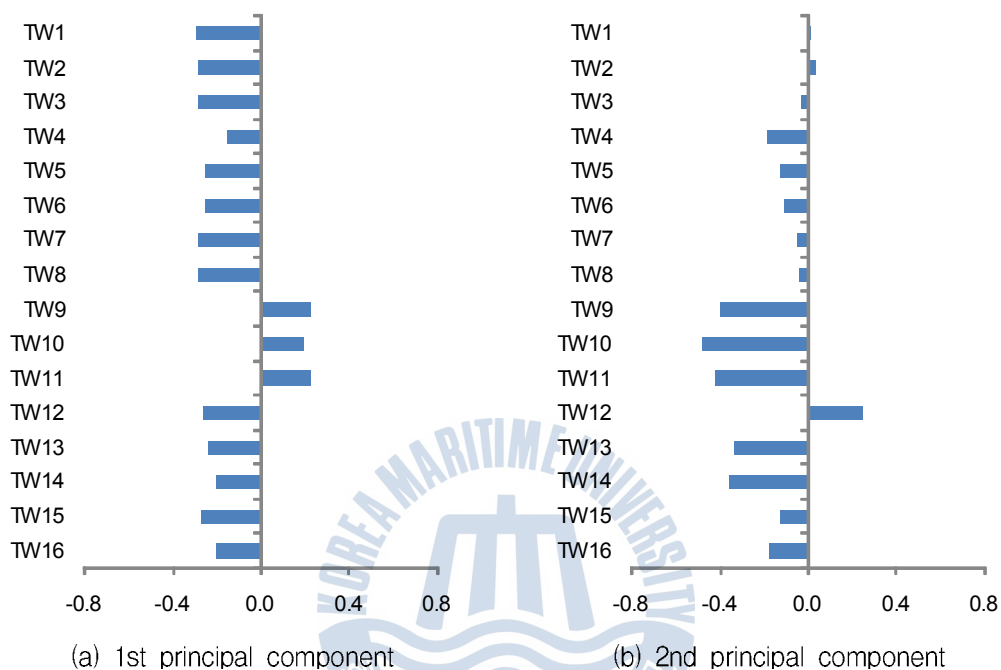
IV-4. Eigenvectors of principal components in accumulative data analysis model – E slope, 2006. 5. 7



IV-5. Eigenvectors of principal components in 25 data analysis model – E slope, 2006. 5. 7

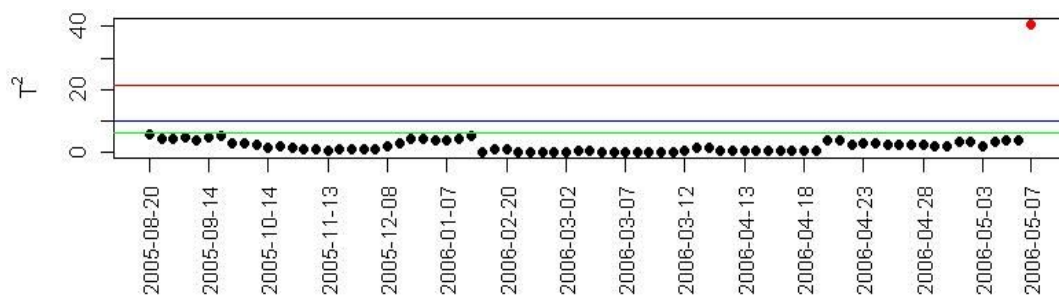


IV-6. Eigenvectors of principal components in 90 days analysis model – E slope, 2006. 5. 7

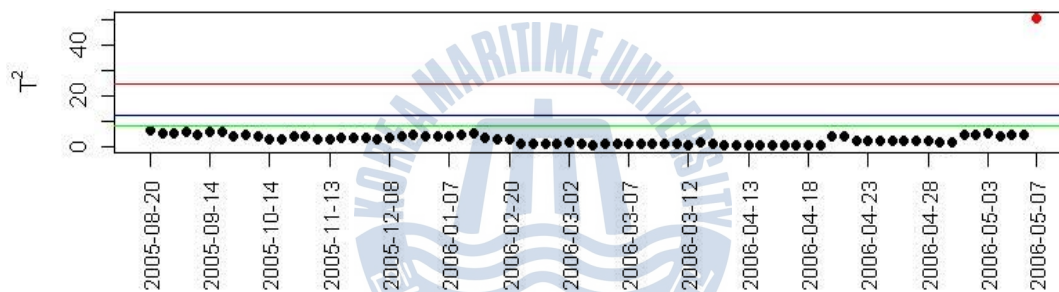


# IV-7. $T^2$ -statistic with 95.0, 99.0, 99.9% confidence limits

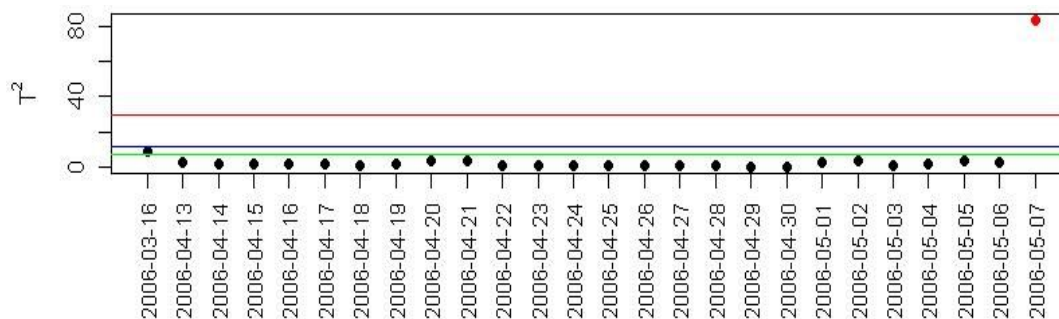
- E slope, 2006. 5. 7



(a) Accumulative data analysis model - 70% and 80%

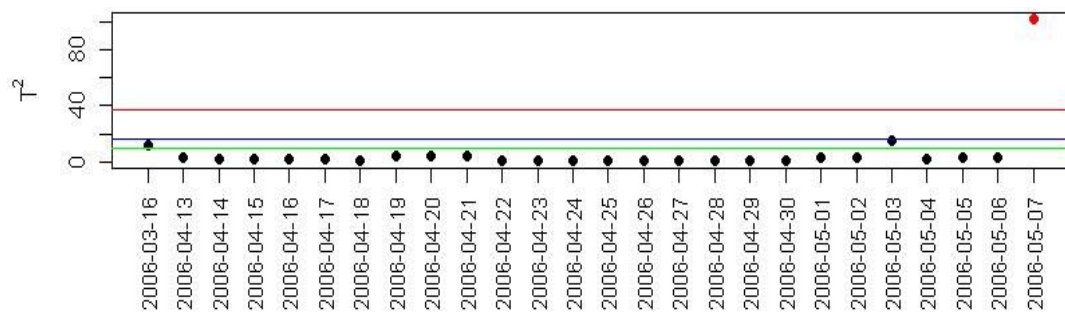


(b) Accumulative data analysis model - 90%

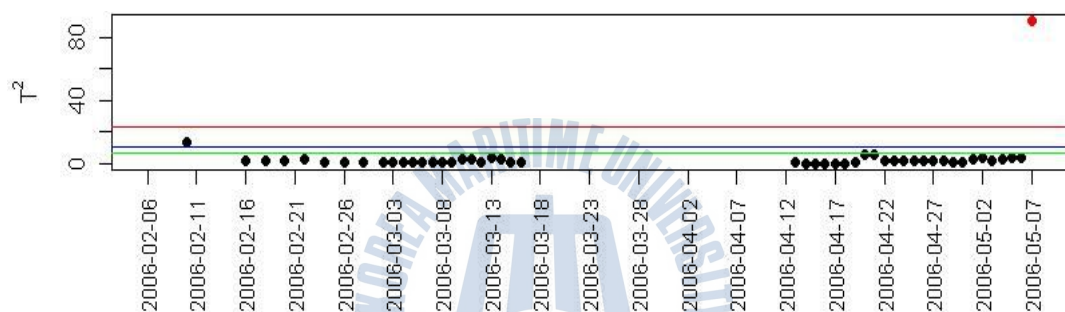


(c) 25 data analysis model - 70% and 80%

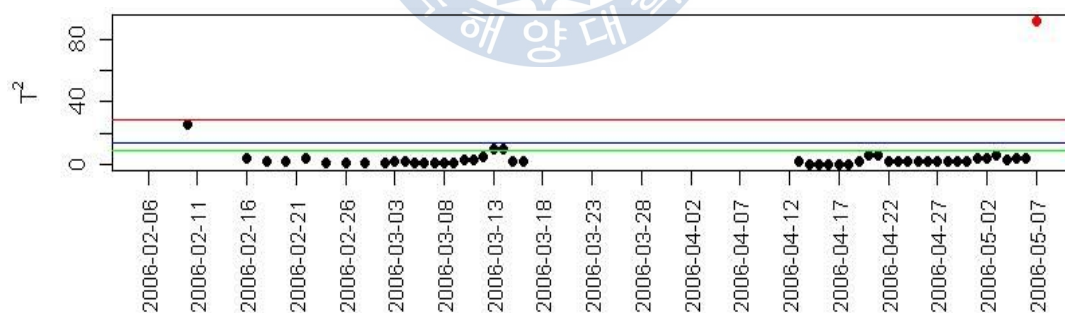




(d) 25 data analysis model - 90%

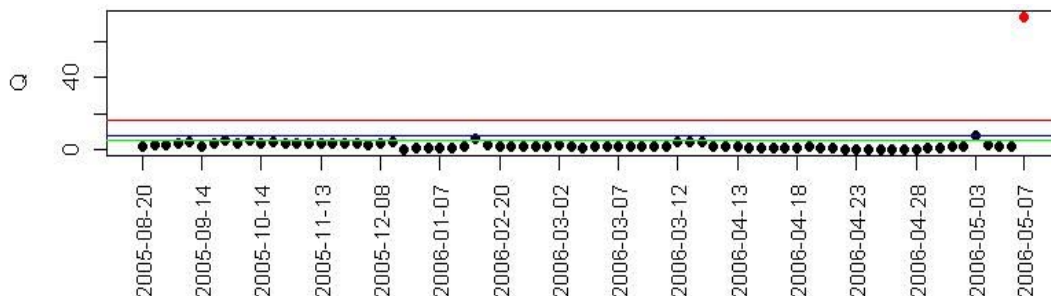


(e) 90 days analysis model - 70% and 80%

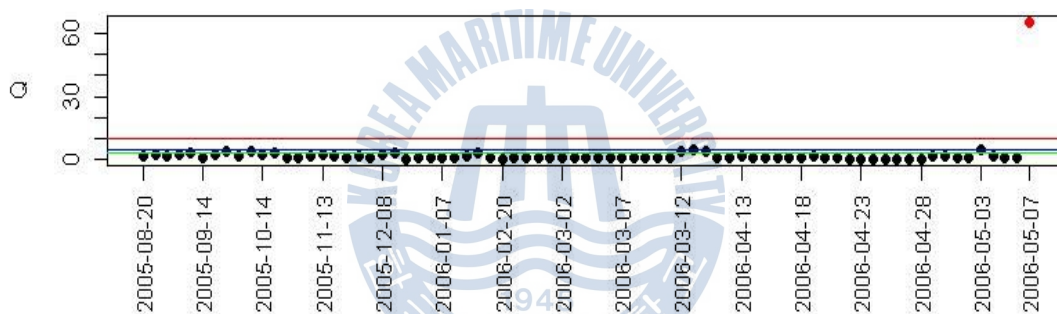


(f) 90 days analysis model - 90%

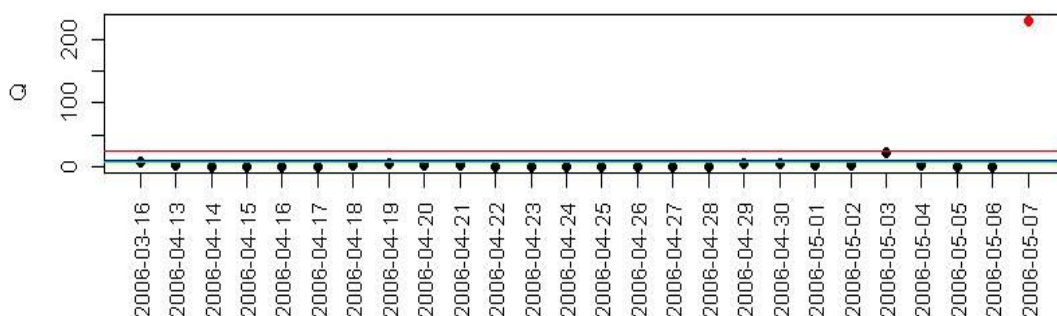
IV-8.  $Q$ -statistic with 95.0, 99.0, 99.9% confidence limits  
 – E slope, 2007. 9. 20



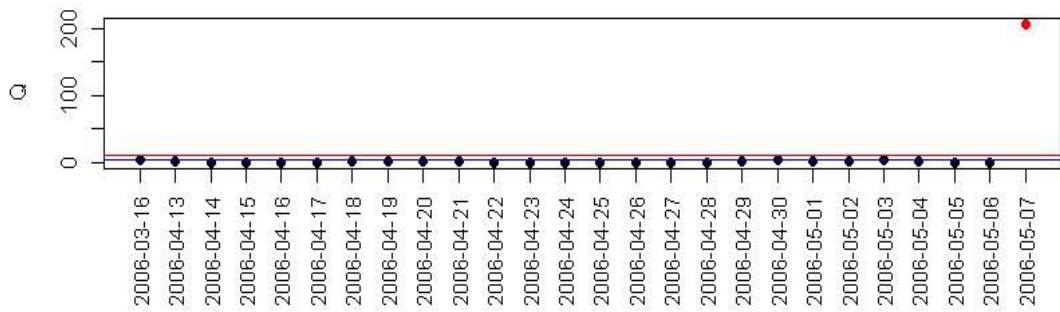
(a) Accumulative analysis model – 70% and 80%



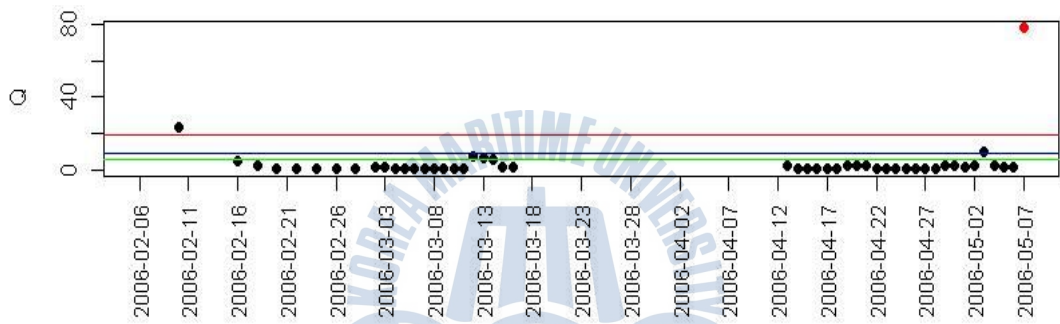
(b) Accumulative data analysis model – 90%



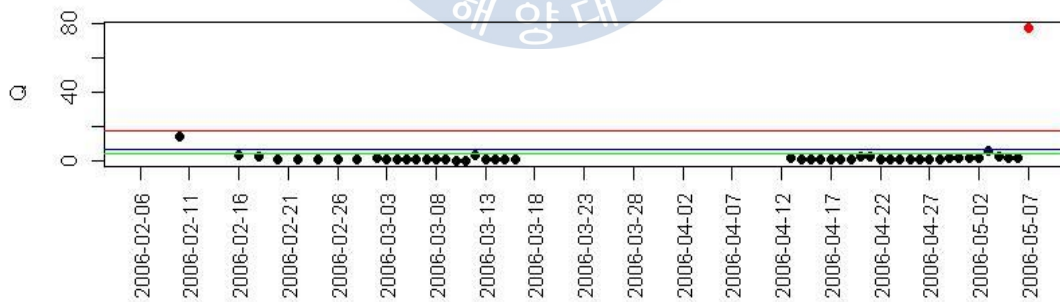
(c) 25 data analysis model – 70% and 80%



(d) 25 data analysis model - 90%



(e) 90 days analysis model - 70% and 80%



(f) 90 days analysis model - 90%

## 감사의 글

2000년 해양대학교에 입학한 이후 학사, 석사, 박사까지 11년이라는 시간이 흘렀습니다. 감사의 글을 적고 있는 지금 이 순간도 정말 제가 해양대학교를 졸업하는 건지 실감이 나지 않습니다. 어리고 부족하기만한 제가 논문을 마무리하며 주위에 도움을 주신 분들에게 이렇게나마 고마움을 전하고자 합니다.

부족한 논문의 위원장을 맡아주시고 논문에 대한 아낌없는 충고와 조언을 해주신 유병옥 박사님, 바쁘신 와중에도 논문심사를 흔쾌히 허락해주시고 심사과정에서 논문을 체계적으로 세심하게 다듬어주신 한희수 교수님, 김운태 교수님께 감사드립니다. 그리고 통계 쪽에 무지한 저에게 언제나 지도교수님처럼 지도편달해주신 허태영 교수님과 김준기 본부장님께 감사드립니다. 또한 대학교 입학 때부터 지금까지 많은 관심으로 지켜봐 주신 김태곤 교수님, 이중우 교수님, 김도삼 교수님, 경갑수 교수님께 감사의 뜻을 전합니다.

저의 첫 직장이었던 한국시설안전공단에서 새로운 많은 것들을 접하고 배울 수 있는 기회를 주신 안상로 단장님과 김훈 단장님, 늘 자상하신 안승수 과장님, 직장상사가 아닌 인간적으로 의지할 수 있는 언니가 되어주시던 김진희 대리님, 같은 학교 후배보다도 더 챙겨주시던 이태형 박사님, 제가 공부할 수 있도록 너무나 많은 것들을 배려해 주신 김용수 과장님께 감사드립니다. 그리고 저에게 논문의 아이디어를 주신 윤해범 박사님께도 감사드립니다.

제가 학부 때부터 항상 지켜봐주시고 아낌없는 충고와 조언을 해주시던 김찬기 교수님, 유승경 교수님, 송영석 박사님, 장용구 박사님, 이민희 박사님, 김성수 상무님께도 감사드립니다. 그리고 논문 쓰는 동안 제가 몰랐던 많은 정보들을 챙겨 주셨던 김성욱 박사님과 박이근 박사님께도 감사드립니다. 아울러 멀리 있지만 언제나 저희를 챙겨주시는 강기민 선배님, 이성철 선배님, 강기천 선배님과 연구실에 늘 애정어린 관심을 가져주시는 강성현 선배님, 최명호 선배님, 김성원 선배님께도 감사드립니다.

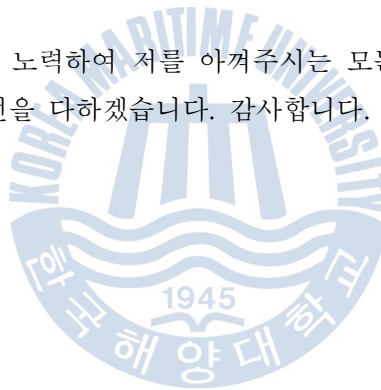
직장을 그만 두고 다시 학교로 돌아왔을 때 많은 격려와 힘이 되어주었던 내 동기 용기, 진은, 친언니처럼 따뜻하게 대해주던 지향언니, 직장생활 하면서도 연구실 잘 챙기는 정현오빠, 용수, 중호, 벌써 세 아이의 엄마가 된 선영이 그리고 열심히 하는 우리 후배들 영준, 성규, 민아, 성준이에게도 고마움을 전합니다. 그리고 연구실은 다르지만 늘 격려와 용기를 주었던 승길오빠와 순철오빠, 중앙대학교 기권오빠와 종영오빠에게도 감사의 마음을 전합니다.

멀쩡히 잘 다니던 직장도 그만두고 학교로 다시 논문 쓰러 내려간다고 할 때 걱정

반, 기대 반으로 지켜봐주셨던 저희 부모님.. 언제나 부족한 저를 믿고 힘이 되어주셔서 감사합니다. 제가 부모님의 딸이라는 것이 저에게는 가장 큰 행복입니다. 앞으로는 제가 부모님의 자랑스런 딸이 될 수 있도록 최선을 다하겠습니다. 멀리 일본에 있지만 늘 저의 커다란 버팀목이 되어주는 문식오빠와 미네언니, 타지에 사는 오빠와 제가 걱정하지 않도록 집안의 모든 일을 도맡아하는 희정언니와 형부에게도 감사의 말을 전합니다. 그리고 부산에서 공부한다는 핑계로 자주 찾아뵙지도 못하는 못난 며느리를 딸같이 아껴주시고 영양제까지 늘 챙겨주시는 아버님과 어머님께도 감사드립니다. 아울러 같은 박사과정 중임에도 불구하고 포천에서 부산까지 다녀가며 외조하느라 애쓴 My Fiance 원범오빠에게도 깊은 사랑과 감사의 마음을 전합니다.

마지막으로 부족하고 어리석기만 한 저를 학부 때부터 석사, 박사까지 이끌어주신 저의 지도교수님 김태형 교수님.. 몇 줄의 글로 교수님에 대한 감사의 마음을 어떻게 다 전할 수 있겠습니까.. 부족함이 끝이 없는 저를 제자로 받아주시고 공학도로서 한 발 더 나갈 수 있게끔 아낌없는 관심과 지도를 베풀어주신 존경하는 교수님께 고개 숙여 감사드립니다.

항상 배우는 자세로 더욱 노력하여 저를 아껴주시는 모든 분들에게 발전해가는 모습을 보여드릴 수 있도록 최선을 다하겠습니다. 감사합니다.



2011년 2월

정수정 올림